

Urgências Hospitalares

Aplicação de Data mining na classificação das falsas
urgências – estudo de caso

Filipe Ricardo Oliveira Magalhães

Dissertação apresentado como requisito parcial para
obtenção do grau de Mestre em Gestão de Informação

NOVA Information Management School
Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação
Universidade Nova de Lisboa

Falsas urgências hospitalares

Aplicação de Data mining na classificação – estudo de caso

por

Filipe Ricardo Oliveira Magalhães

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Gestão de Informação, Especialização em Gestão do Conhecimento e Business Intelligence.

Orientador: Roberto Henriques

Março, 2020

DEDICATÓRIA

Ao meu filho Henrique. Que um dia olhe para este trabalho como exemplo de resiliência. Nunca se desiste daquilo a que nos propomos, como a minha mãe me ensinou, pelo seu exemplo de vida!

AGRADECIMENTOS

Com Nietzsche¹ aprendemos que a vontade é a essência da ação humana: a vontade de ir mais além, não conhecendo obstáculos, mas desafios.

Com este trabalho encerra-se um ciclo...longo e num percurso sinuoso, já que a sua elaboração significou colocar em suspenso outras faces da vida que qualquer pessoa experimenta enquanto ator no palco que é o mundo.

Ao professor Roberto por qual farol, me ter conduzido pelo caminho certo da força do conhecimento.

Paralelamente, as outras duas forças da natureza! A primeira, a minha família: a de nascimento e a nuclear. A primeira porque me tem acompanhado durante 4 décadas e que comigo partilha intensas vivências, a segunda por me permitir experiências únicas, como o nascimento do meu filho. Para além destas, não podia esquecer a social, constituída pelos amigos. Foram estes os pilares que me permitiram caminhar, por vezes sob a corda bamba que todos nós experimentamos quando nos lançamos na empreitada do conhecimento.

Por isso, e porque, todo o homem é produto de uma sociedade, estruturando-se por esta e, em pequena escala, também a estrutura, aqui presto o meu mais profundo agradecimento a todos vós.

Contei, conto e, certamente, continuarei a contar com todos. Essa é a maior riqueza da vida.

A todos, o meu singelo e humilde obrigado.

¹ Filósofo alemão -1844-1900- a sua filosofia central é a ideia de "afirmação da vida", que envolve o questionamento de qualquer doutrina, não importando o quão socialmente predominantes essas ideias podem ser.

RESUMO

Com o presente trabalho procura-se responder a uma questão que assola os serviços de urgência desde a sua génese -sobrelotação quotidiana. Se os serviços de urgência se inserem num sistema mais vasto que visa prestar cuidados diferenciados, porque se encontram peçados com situações que não se revestem de verdadeiras urgências? Este fenómeno, sendo global, assume especial criticidade em nações com sistemas de saúde de matriz *beveridgiana*, no qual se garante o acesso universal aos cuidados de saúde a todos os seus cidadãos. Importa, portanto, saber quais as características que se encontram na base da procura de cuidados de saúde por parte de situações não urgentes. Escolheu-se este tipo de procura porque constituem-se naquelas em que os serviços de saúde hospitalar em Portugal podem, de forma articulada com os cuidados de saúde primários, estabelecer protocolos de governação que visem a redução do acesso ao seu serviço de urgência. Paralelamente, hoje, assiste-se à ascensão, à boleia da evolução da sociedade digital, de novas áreas do conhecimento que, procurando ultrapassar as tradicionais metodologias de análise de dados, almejam, com o recurso a metodologias próprias, criar conhecimentos até aí não abordados por essas abordagens tradicionais. Destarte, o presente trabalho procura, através de processos de *machine learning*, estabelecer critérios, baseados na importância das variáveis, para classificar os episódios de falsas urgências. Com base nestas premissas e, a partir de uma base de dados com a informação relativa aos episódios de urgência geral de um grande hospital do SNS ocorridos durante 5 anos, construíram-se 3 árvores de decisão, testando-se a sua performance, utilizando para tal a análise da taxa de erro associada à classificação destes episódios. Em complemento, recorreu-se, ainda, a uma comparação entre alguns algoritmos de *data mining* (DM), concluindo-se que o *random forest*, apenas com recurso a 14 árvores de decisão, apresenta os melhores resultados.

Embora as potencialidades das árvores de decisão sejam muitas, na verdade a taxa de erro observada na classificação das falsas urgências é ainda elevada o que pode indiciar que haverá outras variáveis, sobretudo nos factores de associação, tal como definidos por Pines et. al. (2013) que concorrem para a decisão de procurar o serviço de urgência mesmo quando a gravidade da situação seja residual e que os dados fornecidos pelo hospital não contemplam.

PALAVRAS-CHAVE

Procura cuidados de saúde; serviços de urgência; situações não urgentes; árvores de decisão.

ABSTRACT

The present work seeks to answer a question that plagues the emergency services since its genesis - daily overcrowding. If the emergency services are part of a wider system that aims to provide differential care, why are they stuck with situations that are not really urgent? This phenomenon, being global, assumes special criticism in nations with health systems based on Beveridgean matrix, in which universal access to health care is guaranteed to all its citizens. Therefore, is it important to know which characteristics are at the basis of the demand for health care by non-urgent situations. This type of demand was chosen because they are those in which hospital health services in Portugal can, in partnership with primary health care, establish governance protocols aimed at reducing access to their emergency services.

At the same time, today, we are witnessing the rise, hitchhiking the evolution of the digital society, of new areas of knowledge that, seeking to overcome the traditional methodologies of data analysis, aims, with the use of their own methodologies, to create knowledge that has not been addressed before those traditional approaches. Thus, the present work seeks, through machine learning processes, to establish criteria, based on the importance of the variables, for the classification of episodes of false urgencies. Based on these premises and, based on a database with information on the general emergency episodes of a large NHS hospital that took place over 5 years, 3 decision trees were built, testing their performance, using such is the analysis of the error rate associated with the classification of these episodes. In addition, it was also used a comparison between some data mining (DM) algorithms, concluding that the random forest, using only 14 decision trees, presents the best results.

Although the potentialities of decision trees are many, in fact the error rate observed in the classification of false urgencies is still high, which may indicate that there will be other variables, especially in the association factors, as defined by Pines et. al. (2013) that contribute to the decision to enter the emergency service even when the severity of the situation is residual and that the data provided by the hospital didn't include.

KEYWORDS

Health care demand; emergency services; non-urgent situations; decision trees.

ÍNDICE

1. Introdução	12
1.1. Motivação.....	12
1.2. Estrutura do trabalho	14
1.3. Objetivos.....	16
2. Revisão da Literatura	18
2.1. A oferta de cuidados de saúde	18
2.2. A procura de cuidados de saúde	19
2.3. Determinantes da procura de cuidados de saúde urgentes	19
2.4. Determinantes da procura de cuidados de saúde não urgentes.....	22
2.4.1. Características das falsas urgências	23
2.4.2. Os custos das falsas urgências.....	26
2.5. O sistema de triagem como classificador do nível de urgência	26
2.5.1. O sistema de Triagem de Manchester em Portugal.....	29
2.5.2. Fiabilidade/Validade do sistema de triagem de Manchester	29
2.6. A rede de urgências em Portugal	30
2.6.1. Evolução dos episódios de urgência em Portugal	32
2.6.2. Portugal face ao contexto internacional	32
2.6.3. As falsas urgências em Portugal	33
2.7. Data mining	36
2.7.1. Métodos de Data mining (DM).....	37
2.8. Data mining em Saúde	47
2.9. Data mining aplicada ao serviço de urgência	50
3. Metodologia	56
3.1. Seleção do Caso.....	56
3.2. Recolha e seleção dos dados.....	57
3.3. A Abordagem semma	58
3.3.1. Pré-Processamento dos dados	59
3.4. Análise descritiva.....	62
3.4.1. Importância das Variáveis	64
3.5. Modelação descritiva	64
3.5.1. <i>clusters</i>	64
3.6. Modelo Preditivo	68
3.6.1. Seleção do método a aplicar	69

3.6.2. Resultados	71
3.6.3. Seleção da árvore de decisão	75
3.6.4. <i>Random forest</i>	79
4. Resultados e Discussão	82
5. Conclusões	86
6. Limitações e Recomendações para Trabalhos Futuros	88
7. Bibliografia	89
8. Anexos	96
<i>Anexo I</i>	97
<i>Anexo II</i> –	98
<i>Anexo III</i> –	102
<i>Anexo IV</i> –	103
<i>Anexo V</i>	1
<i>Anexo VI</i> –	4

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1– Modelo das três etapas e determinantes de utilização das urgências	21
Figura 2– Modelo de análise das falsas urgências	23
Figura 3– Algoritmo de classificação da prioridade do utente segundo o processo de triagem de Manchester	28
Figura 4 - Mapa Conceptual do Enquadramento Teórico.....	35
Figura 5- Fases do processo de DCBD	37
Figura 6– Categorias e subcategorias de data ming	38
Figura 7 - Exemplo de uma árvore de decisão	40
Figura 8 – Esquema conceptual da metodologia de investigação utilizada	55
Figura 9 – Esquema das fontes de dados dos episódios de urgência	58
Figura 10 – Componentes do processo SEMMA	59
Figura 11 – Hierarquização das variáveis por grau de importância para a variável dependente	64
Figura 12 - N.º de clusters presentes nos dados.....	65
Figura 13- Visualização das distâncias entre clusters	66
Figura 14– Repartição dos dados entre conjunto de treino e de validação	68
Figura 15 – Parâmetros comuns às 3 árvores de decisão	70
Figura 16 – Estrutura da árvore de decisão # 1	71
Figura 17 – Output do coeficiente de correlação de Spearman para as variáveis numéricas. 73	
Figura 18 – Estrutura da árvore de decisão # 2.....	74
Figura 19 – Estrutura da árvore de decisão # 3	74
Figura 21 — Fluxo da árvore de decisão # 1.....	76
Figura 23 – Parâmetros do random forest.....	79
Figura 24 - Diferenças entre o conjunto de treino, validação e out of bag	79

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Evolução dos episódios de urgência em Portugal.....	32
Gráfico 2 - Proporção de indivíduos presentes em cada um dos clusters.....	65

Gráfico 3 - <i>Subtree Assessment Plot</i> – identificação do número ideal de folhas.....	77
---	----

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo da informação relacionada com a Triagem de Manchester.....	28
Tabela 2 – N.º de episódios de urgência registados por nível de prioridade entre 2012 e 2016,.....	58
Tabela 3 – Resumo estatístico das variáveis nominais	62
Tabela 4 - Resumo estatístico das variáveis numéricas	62
Tabela 5 – Valor obtido no teste do qui-quadrado.....	72
Tabela 6 – Variáveis mais importantes presentes na árvore de decisão # 1	75
Tabela 7 – Valores observados pela árvore de decisão # 1	78
Tabela 8 - Variáveis mais importantes presentes <i>no random forest</i>	81
Tabela 9 – Taxa de erro associado aos algoritmos utilizados	81

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

BD	Base de Dados
CSP	Cuidados de Saúde Primários
DGS	Direção Geral da Saúde
DM	Data mining
GPTM	Grupo Português Triage de Manchester
INEM	Instituto Nacional de Emergência Médica
NPM	New Public Management
OCDE	Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Económico
TIC	Tecnologias de Informação e Comunicação
RNA	Redes Neurais Artificiais
SNS	Serviço Nacional de Saúde
SGBD	Sistema de Gestão de Base de Dados
SU	Serviço de Urgência
SUP	Serviço de Urgência Polivalente

1. INTRODUÇÃO

O setor da saúde é e conhecido pela sua complexidade, já que atua no e sobre o bem jurídico mais importante da humanidade – a vida. Esta é a razão pela qual alguns autores, como Peter Drucker, identificam este setor com o título de organização mais complexa alguma vez criada pela sociedade.

O SNS, de características *Beveridgianas*, encontra-se na sua quarta década de existência. Nestes anos muito se alcançou ainda que num percurso sinuoso. Efetivamente, com a publicação da Lei n.º 56/79, de 15 de setembro, e depois de vários progressos, nasce o SNS. Porém, estes foram tempos de difícil navegação porque coincidiram, no Ocidente, com os choques petrolíferos que ditaram o fim dos trinta anos gloriosos, pelo que, o SNS sofreu constantes crises de identidade e em tensão permanente entre as necessidades e os recursos disponíveis (Campos & Ramos 2005) (Sakellarides, 2006).

Influenciado pela evolução do pensamento filosófico que em meados da década de 90 do século passado varreu as sociedades ocidentais -*New Public Management* (NPM), desde, primeiro com a publicação da Lei n.º 27/2002, de 8 de novembro e hoje, depois da publicação do Decreto-Lei n.º 93/2005, de 7 de junho e em dezembro desse ano do Decreto-Lei nº 233/2005, que o SNS se estrutura sobretudo em volta de regime de gestão privada.

Porém, como qualquer outro sistema organizacional, o SNS deve, permanentemente, debruçar-se sobre os desafios que a sociedade paulatinamente lhe impõe. Para além dos desafios clássicos -forma de gestão, financiamento e dos esquemas organizacionais, deve-se preocupar com os emergentes advindos da revolução da sociedade da informação, porquanto todos eles se revestem como pilares fundamentais para a adoção de um sistema mais eficiente, com maior qualidade, mais produtivo e responsabilizante (Harding & Preker 2001).

1.1. MOTIVAÇÃO

Ciclicamente, os serviços de urgência, enquanto departamentos hospitalares, que operam num complexo ambiente interno e externo, são razão de abertura dos telejornais pela sua aparente falta de capacidade de resposta às necessidades de quem a sua porta procura. Diga-se que este fenómeno, por sinal em permanente crescimento, é uma realidade com que todos os países, independentemente do modo como estruturam a sua oferta de cuidados de saúde, se debatem (Durand et al., (2011) (Pines et al., 2013).

As urgências hospitalares constituem-se num serviço, de entre outros, que compõem a carteira de serviços prestados por quase todas as entidades prestadoras de cuidados de saúde, tendo-se desenvolvido, enquanto componente dos recém-criados serviços nacionais de saúde ou equiparados, durante os 30 gloriosos anos do pós II Guerra Mundial, período em que se assistiu a uma assinalável melhoria nas condições de vida das populações ocidentais (Totten & Bellou, 2013). O seu objetivo era o da prestação de cuidados em situações em que as necessidades de cuidados eram imediatas.

Porém, com o passar dos anos tal desiderato foi, por múltiplas razões, desvirtuado (Sarver et al., 2002 & Afilalo et al., 2004), pelo que o serviço de urgência passou a servir de porta de acesso aos cuidados de saúde, independentemente da situação configurar uma real urgência. Precocemente, estes serviços entraram em colapso porque não tinham sido desenhados com esse fim. A braços com um cenário de permanente crescimento na sua procura, estes serviços viram aumentar os tempos de espera, apenas combatidos através de uma crescente alocação de recursos humanos, financeiros e materiais. Esta realidade colocou e coloca em causa a sua sustentabilidade (Ferreira et al., 2006).

Foi perante este cenário que surgiram, a partir dos anos 60 do século passado, ou seja, pouco tempo após a constituição dos serviços de urgência, os sistemas de triagem hospitalar, os quais ambicionavam racionalizar, ao estabelecer prioridades de acordo com critérios médicos pré-definidos, os recursos colocados à disposição deste importante serviço. No entanto, nem com a implementação desta ferramenta se logrou acabar com a sobrelotação nos acessos diários que estes serviços todos os dias experimentam.

Neste quadro, os Estados com serviços de saúde de modelo *beveridgiano*, onde o acesso aos cuidados de saúde é financiado pelo orçamento de estado, como é o caso do português e, portanto, de acesso universal, encetaram uma série de reformas com o intuito de disciplinar o acesso a tais cuidados. Porém, o impacto destas ações tem sido diminuto, pelo que hoje o esforço tem-se concentrado na elaboração de várias estratégias, porque a manutenção de tal cenário deriva da multiplicidade de fatores pessoais e ambientais que se encontram na base deste fenómeno e que depende do contexto onde se move (Pines, et al., 2013).

Paralelamente, hoje, derivado da evolução das tecnologias de informação que emergiram a partir dos últimos 25 anos do século passado, observa-se que qualquer entidade prestadora de cuidados de saúde processa e armazena, em diversos formatos, volumes de informação até há pouco tempo inimagináveis, quer sobre os seus utentes quer sobre o desempenho dos diversos departamentos que a compõem. Porém, nem sempre tem consciência do valor deste

“ouro do século XXI”² para a condução das suas operações, continuando, quando muito, a reproduzir modelos de análise de informação assente na clássica estatística que, pese embora continue a ser importante, não permite extrair todo o potencial conhecimento presente nesses repositórios.

Como consequência deste acelerado desenvolvimento das tecnologias de informação, têm emergido novas disciplinas que procuram extrair novos conhecimentos sobre a realidade. De entre este mundo novo destaca-se a área de DM. Esta disciplina ambiciona criar padrões a partir da informação presente nos dados e assim formar novos conhecimentos. Neste sentido, se a adoção de processos de DM podem se revelar particularmente úteis às organizações em geral, o seu valor poderá ser ainda maior no campo da saúde (Koh et al., 2005) (Rojas et al., 2016).

Assim, um modelo baseado na criação de regras de classificação da procura do serviço de urgência, por parte de situações não urgentes, pode se constituir como um utensílio na melhoria do serviço de urgência, sobretudo no apoio à implementação de novos processos de gestão, designadamente nos seguintes standards (Portugal, 2016).

- Analisar e monitorizar a procura assistencial com o objetivo de melhorar a sua capacidade de resposta;
- Identificar oportunidades de intervenção no âmbito da promoção da saúde na comunidade e planear as ações pertinentes, tais como fomento do uso responsável dos seus serviços pelos cidadãos, redirecionando os utentes para os cuidados programados e de proximidade, reforçando a respetiva capacidade resolutiva e reduzindo a atividade dos Serviços de Urgência;
- Conceber programas de formação contínua dos profissionais de acordo com a análise e o conhecimento prévio adquirido sobre as necessidades e características da população atendida.

1.2. ESTRUTURA DO TRABALHO

Ora, o trabalho que ora se inicia procura, aplicando processos de DM ao setor da saúde, mais concretamente à tarefa de classificação das falsas urgências, conhecer quais as variáveis mais

² Penny, Jeffrey, Gillian Garbus (2017), Mining New Gold—Managing Your Business Data: Data Management for Business Owners; Edit:AuthorHouse.

importantes a essa classificação e assim prever a procura do serviço de urgência, por situações não urgentes. Aplicou-se, de entre os vários métodos desenvolvidos pelo DM, o método das árvores de decisão porque, para além da simplicidade de entendimento, revela boa capacidade para desenvolver modelos com boas performances sejam eles caracterizados por variáveis nominais, categóricas ou numéricas.

Concentramo-nos no conhecimento da procura do serviço de urgência por parte de situações não urgentes porque não se conhece, com rigor, qual é a principal característica que fomenta este fenómeno (Pines et al., 2013) que em Portugal, ao atingir perto de 50% de todos os episódios de urgência e em constante crescimento nos coloca nos lugares cimeiros da OCDE quanto à utilização dos serviços de urgência (Berchet, 2015).

Importa por isso conhecer as falsas urgências porque são, na verdade, as únicas que podem ser geridas pela entidade e, em grande parte, responsáveis pela sobrelotação dos serviços (Lines & Ash, 2012), podendo transformar-se em utilizadores frequentes (Poole et al., (2016). Assim, ao conhecê-las, a entidade pode, de forma articulada, conceber um *mix* de estratégias com o objetivo de as procurar diminuir. Entre essas estratégias contam-se aquelas que procuram aperfeiçoar os mecanismos de resposta dos cuidados de saúde primários, em simultâneo com a criação de campanhas de sensibilização ou promoção da literacia conforme as características destes utentes. Finalmente, pode, ainda, assumir-se como estratégia de acompanhamento e avaliação das ações atinentes à diminuição do fenómeno das falsas urgências, constituindo-se, portanto, numa plataforma para o redesenho organizacional da entidade (Portugal, 2016).

Este foi o fio condutor que norteou o presente ensaio. O campo da saúde é complexo, pelo que a sua explicitação não se compadece com simplicismos mecanicistas. Esta é a razão pela qual se encontra estruturado do seguinte modo: primeiro o objetivo da investigação. Em seguida apresenta-se a revisão bibliográfica que ladeia o fenómeno em análise, tentando sempre enquadrá-lo no caso nacional. Importa assim, saber que a oferta e procura dos serviços de saúde são realidades indissociáveis e necessárias à explicitação dos mecanismos que se encontram na base dos comportamentos que conduzem à procura dos cuidados de saúde urgentes por parte de situações não urgentes. Importa ainda saber como se opera esta distinção no seio das organizações prestadoras de cuidados de saúde. Foi por isso que se incluiu, na revisão bibliográfica, uma componente descritiva dos sistemas de triagem. Por outro lado, tendo em consideração que os processos de DM são relativamente recentes, tentou-se descortinar as suas potencialidades quando aplicado ao campo da saúde em geral e

em particular aos serviços de urgência. Termina-se a revisão bibliográfica com um apanhado dos processos mais utilizados na previsão dos episódios de urgência. Neste campo constatou-se haver pouca produção de conhecimento com recurso a processos de DM, pese embora haja abundante produção quanto à sua aplicação no campo da saúde, porém quase sempre circunscrita à área clínica (Rojas et al., 2016).

Para testar a performance do modelo de análise foram construídas 3 árvores de decisão. Uma com auto-seleção das variáveis a incluir. Outra estruturada com base na análise das correlações entre variáveis e outra desenvolvida com base na experiência empírica do que se julga importante para classificar um episódio de urgência. Finalmente, recorreu-se também a outros algoritmos para verificar qual o que apresenta melhor performance -*random forest*, *gradient boost*, redes neuronais, ou o *supported vector machine*- (Esfandiari, et al., 2014). Os resultados obtidos indiciam que as árvores de decisão constituem um algoritmo capaz na tarefa de classificação dos episódios de falsas urgências, identificando como principais variáveis a essa tipificação o fluxograma, o destino e a especialidade de atendimento. Finalmente, observou-se, através da técnica *random forest* que, neste caso, bastam apenas 14 árvores para construir um modelo de análise gerador de melhores resultados que outras técnicas, nomeadamente, o *gradient boost*, as redes neuronais ou o *supported vector machine*.

Pese embora as potencialidades das árvores de decisão sejam sobejamente conhecidas e até, de algum modo, exaltadas, (Quinlan, 1986) (Lewis, 2000), na verdade a taxa de erro observada na classificação das falsas urgências é ainda elevada o que pode indiciar que haverá outras variáveis (Pines et al, 2013) que, no caso em análise, concorrem para a decisão de ingressar no serviço de urgência mesmo quando a gravidade da situação não o aconselhe. Assim, julga-se que as variáveis coletadas no momento de admissão ao serviço de urgência devem ser totalmente registadas, nomeadamente as relativas à caracterização sócio-profissional, que no caso em análise apresentam taxas elevadas de dados omissos e complementadas com outras de cariz pessoal, designadamente de índole percecional de modo a robustecer a performance do algoritmo, ou seja, os fatores causais e de associação presentes no modelo das falsas urgências proposto por Pines et al., (2013).

1.3. OBJETIVOS

Assim, para o presente trabalho gizou-se a seguinte pergunta de partida:

- Será possível, a partir do sistema de triagem hospitalar, criar regras de classificação da procura dos serviços de urgência em situações não urgentes, de modo a criar um modelo capaz de pré-determinar a que subpopulações pertencem as novas observações?

E a partir desta surgem um conjunto de questões posteriores que orientam o presente trabalho, tais como:

- a) Qual(s) a característica(s), presente nos episódios de falsas urgências ocorridas no serviço de urgência de um hospital, utilizada(s) nessa classificação?
- b) Serão os processos de *machine learning* mais precisos que o do conhecimento do analista ou o empírico, alicerçados em anos de experiência?
- c) Serão as árvores de decisão o melhor método de *DM* para proceder a essa classificação?

Com a resposta a estas interrogações procura-se aplicar um modelo que seja útil para o conhecimento da procura do serviço de urgência por situações não urgentes, ocorrência com que diariamente os serviços de urgência hospitalar se vêm confrontados.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Segundo Santana (2005) os padrões de utilização dos serviços de saúde espelham a complexa interação entre a oferta e a procura, pelo que há a necessidade de escrutinar os principais modelos teóricos que explicam essa relação, enquadrando-os numa perspetiva espaço/tempo específicos e que explicam as características que facilitam ou inibem o acesso aos cuidados de saúde.

2.1. A OFERTA DE CUIDADOS DE SAÚDE

A oferta, de acordo com a teoria económica pode ser classificada em dois tipos de organização -*Público* ou *Privado*, dependendo da forma como são realizados os copagamentos. Quando estamos em presença de serviços públicos, financiados pelo orçamento de Estado, o acesso aos cuidados é universal, não dependendo das condições particulares do indivíduo, isto é, a oferta organiza-se em torno de modelos que se preocupam em garantir uma cobertura universal.

Já quando o modelo de oferta se organiza em torno de prestadores privados, o seu acesso é garantido apenas aos cidadãos que disponham de contrato, nomeadamente através do seguro de saúde ou outro com a entidade prestadora de cuidados de saúde, não havendo, necessariamente, mecanismos de complementaridade entre diferentes prestadores.

Barros (2005), citando um estudo de Newhouse de 1993, observa que, quanto maior for a taxa de esforço financeira do sujeito, isto é, quanto mais tiver de pagar pelos serviços, menor será a frequência de acesso aos cuidados de saúde, com exceção dos casos urgentes mais graves.

Em países como Portugal, onde o Estado disponibiliza um serviço de saúde de acesso universal, a oferta de cuidados densifica-se através da definição da sua área de influência direta, articulada pelas redes de referência hospitalar, a qual, por sua vez estabelece o nível de cuidados a prestar pelos diferentes prestadores de cuidados, desde os mais simples e, portanto mais próximos da população aos mais complexos e por isso reservados, em primeira linha, aos casos mais diferenciados. Porém, esta arquitetura organizacional não pode colocar em crise o princípio da liberdade de escolha no acesso à rede nacional de prestação de cuidados de saúde, tal como consagrado quer na Constituição da República Portuguesa quer na Lei de Bases da Saúde.

Conclui-se, portanto que a oferta de cuidados se estrutura em torno de dimensões como o número de camas do prestador, a disponibilidade e acessibilidade dos seus serviços de

urgência ou de atendimento permanente, bem como pelos seus horários de atendimento ou ainda pela qualidade das instalações e equipamentos, o número de profissionais, até à sua integração em redes de referênciação (Santana, 2005).

2.2. A PROCURA DE CUIDADOS DE SAÚDE

Logo à partida, no que se refere à procura, a impossibilidade de se conhecer o momento de consumo de cuidados, derivada da imprevisibilidade e da incerteza da doença (Matias, 1995), concertada com a teoria de Grossman³ complexificam a determinação da procura de cuidados de saúde.

Para Barros (2005) existem 3 fatores individuais que condicionam a procura de cuidados de saúde. São eles: O tempo despendido nessa busca; o grau de cobertura do seguro de saúde e o rendimento disponível.

Desde início do século XXI, e como consequência da existência de vários modelos de análise complementares entre si, que se assume que a procura de cuidados é função de todas as determinantes da saúde, desde os chamados fatores composicionais -o estilo de vida dos indivíduos, o seu contexto cultural, social e económico, ao do contexto -vida comunitária (ex: redes sociais; suporte social; ou condições de trabalho, ou políticas públicas) e das características da oferta - tempo de deslocação, disponibilidade e amplitude dos cuidados (Santana, 2005).

2.3. DETERMINANTES DA PROCURA DE CUIDADOS DE SAÚDE URGENTES

Segundo Durand et al., (2011), entre 2008 a 2012, a afluência às urgências aumentou na globalidade dos países a um ritmo anual de 4,3%. Prevê-se que, com as atuais transformações sociais em marcha, este número aumente constantemente nos próximos anos (Pines et al., 2013). Tal situação ameaça a sustentabilidade dos serviços porque implica, quer um aumento

³ Grossman, M (1942-act), economista da saúde americano, advoga que as pessoas consideram a saúde como um *stock* que, com o passar do tempo, se vai deteriorando. Em face dessa depreciação o indivíduo procura adquirir cuidados de saúde na esperança de a repor em níveis, por ele considerados ótimos. Nesta perspetiva os cuidados médicos são um meio para se “produzir saúde”. Esta produção de saúde individual depende, potencialmente, de vários fatores, tais como: a educação, a idade, o salário, etc.

dramático dos seus custos quer a realização de testes desnecessários, desenvolvendo, por oposição ao tratamento clássico orientado num seguimento permanente por parte de um mesmo médico, a fragmentação dos cuidados, dos quais resultam os cuidados de soma zero⁴.

Em parte, este ritmo de crescimento explica-se por ser um serviço aberto 24 horas por dia, 365 dias por ano, e pela falta de respostas alternativas, nomeadamente cuidados de saúde primários que prestem serviços abrangentes e de qualidade e/ou pela ausência de programas de educação para a saúde que contribuam para o aumento dos níveis de literacia em saúde na população (Cunningham, 2011).

Para Berchet (2015) uma verdadeira urgência é aquela em que a necessidade de cuidados médicos não pode ser satisfeita através da administração de outro tipo de cuidados, como por exemplo os primários. Para além desta situação, caracteriza, ainda, como verdadeira urgência aquela em que o estado de saúde do indivíduo é tão grave ou não sobrevive no momento de admissão ao serviço, sendo logo encaminhado para o internamento ou, então, é transferido para outra unidade de saúde que preste cuidados de saúde mais diferenciados. Por fim, pode-se ainda considerar uma verdadeira urgência quando há necessidade de realizar meios complementares de diagnóstico e terapêutica que, pela sua casuística, não se encontram disponíveis noutros níveis de cuidados.

Em termos individuais, para Padgett et al., (1992), o grau de utilização das urgências é determinado por um conjunto de fatores tais como: sintomas e seu reconhecimento, proximidade geográfica, disponibilidade horária –aberto 24 horas, sem necessidade de pré-marcação, acesso a meios complementares de diagnóstico e terapêutica e, finalmente, o modo do seu financiamento. Nestes termos, a decisão de utilizar estes cuidados surge como consequência da avaliação efetuada pelo indivíduo de eventos conexos entre si e que indiciam a necessidade dos seus cuidados. Em primeiro lugar, avaliam-se os sintomas. Posteriormente, passa-se para a perceção da necessidade de cuidados médicos e no fim assume-se que os cuidados hospitalares urgentes constituem, entre as várias escolhas possíveis, a melhor opção.

⁴ Segundo Porter, M (2008) o futuro dos cuidados médicos deve assentar numa visão holística do problema de saúde do indivíduo. Esta forma de encarar a prestação de cuidados deverá levar ao crescimento das equipas multidisciplinares que num contínuo de cuidados irá concorrer para que no final se assista a um resultado positivo, isto é contrário à soma zero (sem impacto no estado de saúde) na saúde do utente. Assim, o sistema melhora o seu desempenho, expurgando as entidades que não apostem nesta criação de valor para o cliente e aumentando a sua eficiência e no fim a sua redução de custos quer para o cliente quer para as instituições prestadoras de cuidados.

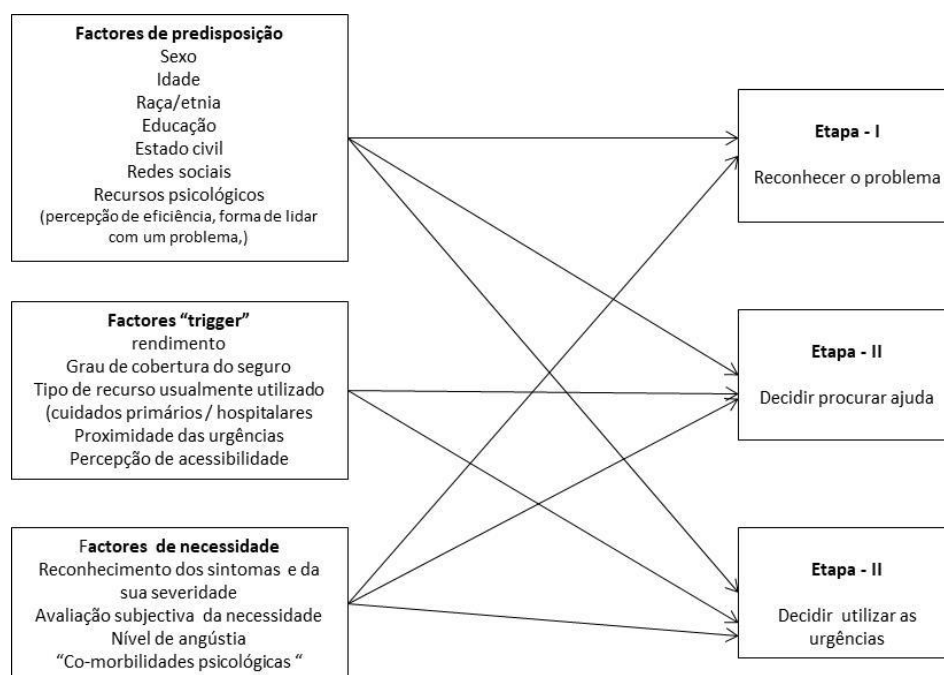


Figura 1– Modelo das três etapas e determinantes de utilização das urgências
Fonte: Padgett et al., 1992

Para este modelo existem 3 fatores potenciadores da utilização de cuidados urgentes, identificando-se, ao mesmo tempo, 3 etapas que concorrem para a formulação da decisão de aceder a esses cuidados. Neste paradigma, enquanto os parâmetros de predisposição e de necessidades influenciam as três etapas do modelo –reconhecimento do problema; decisão e procurar os cuidados e decisão de usar as urgências, os fatores *trigger* –sobretudo relacionados com questões monetárias, de organização dos cuidados e de proximidade, influenciam apenas as etapas – reconhecimento do problema e decisão de usar as urgências.

Refira-se que, de acordo com estes autores, este modelo representa uma visão das possíveis determinantes para a utilização das urgências hospitalares. No entanto, apesar destas se encontrarem envolvidas num processo dinâmico não se consegue determinar com absoluta certeza qual delas assume o papel preponderante para a explicação do acesso aos cuidados de saúde urgentes. Para esta incerteza concorre o facto destes fatores estarem sempre contextualizados por critérios sociais, ambientais -sazonalidade, isto é, durante períodos de grandes amplitudes térmicas, tais como as ondas de calor, gripe ou de desastres naturais, ou de ordem demográfica -estrutura etária da população (Schull et al., 2005).

2.4. DETERMINANTES DA PROCURA DE CUIDADOS DE SAÚDE NÃO URGENTES

Se atendermos à definição de urgência da DGS “como todas as situações clínicas de instalação súbita, desde as não graves até às graves, com risco de estabelecimento de falência de funções vitais” (Portugal, 2001) e a conjugarmos com o seu acesso sempre crescente significa que os ingressos a este tipo de serviços deriva do aumento de situações graves na população ou haverá outros fatores, à primeira vista escondidos, que concorrem para o seu crescimento? E se houver é possível conhecê-los? e sendo, pode-se estimar a sua ocorrência?

Para tentar compreender o fenómeno das falsas urgências tem emergido, nas últimas décadas, diversa investigação cujo objeto consiste em quantificar, de entre as ocorrências observadas, aquelas que não correspondem a situações de verdadeira urgência e assim tentar estabelecer, para esses casos, estratégias alternativas de acesso a outros níveis de cuidados de saúde. Porém, apesar destes avanços, o conhecimento atual sobre as características dos episódios não urgentes fundamenta-se em estudos realizados nos anos 90 do século passado (Backman et al., 2008).

Por outro lado, e porque não há um entendimento universal sobre o que é uma verdadeira urgência, estima-se que entre 4,8% e 90% dos episódios de urgência, com uma mediana de 32%, sejam consideradas falsas urgências. A magnitude deste intervalo resulta “...the lack of consensus on methods of categorization and criteria, a selection bias seems to occur due to the number of patients excluded from reviewed studies” (Durand et al., 2011, p. 343).

Bruni et al., (2014) considera que um dos métodos mais estáveis para diferenciar os episódios urgentes dos não urgentes consiste na utilização do sistema de triagem, ferramenta que indexa a urgência a uma cor específica, por sua vez indexada a uma das situações já pré-estabelecidas.

Para Pines et al., (2013), a utilização dos serviços de urgência, por parte de situações não urgentes, segue um modelo comportamental assente em aspetos multifatoriais que cobrem desde os aspetos conscientes até aos inconscientes.

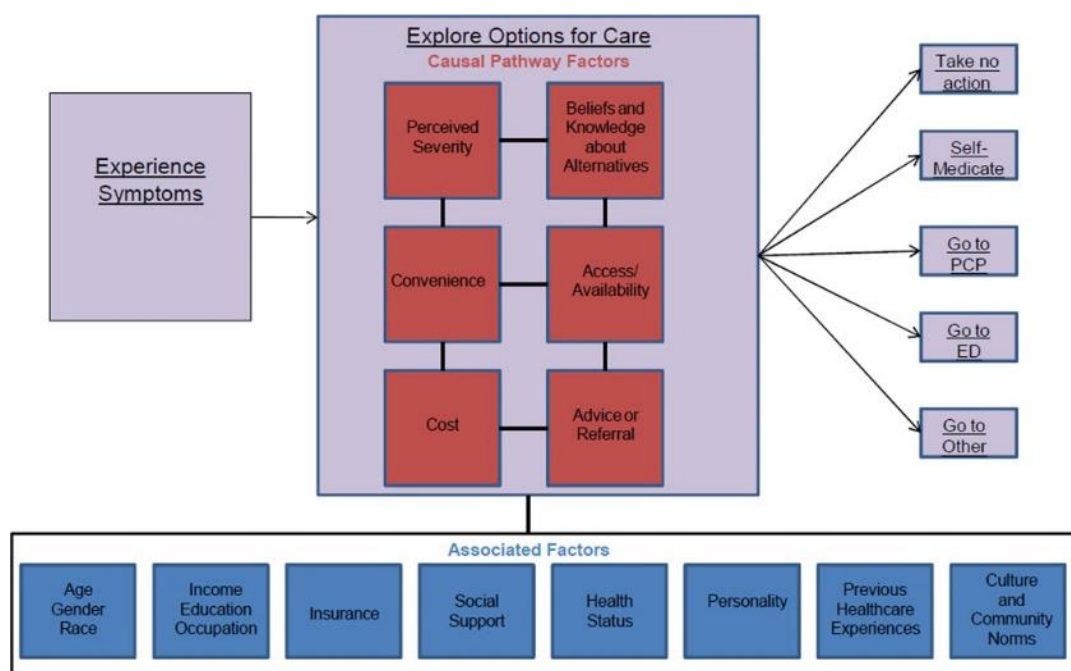


Figura 2– Modelo de análise das falsas urgências

Fonte: Pines et al., 2013

Nesta perspectiva, a decisão de procurar cuidados urgentes surge por etapas. Primeiro, o indivíduo recorre à experiência em reconhecer os sintomas, independentemente de serem urgentes ou não. Em seguida, considera as várias opções disponíveis (deslocação aos cuidados urgentes e/ou outros níveis de cuidados ou até não se deslocar a qualquer local). Neste modelo, a decisão de se deslocar às urgências é influenciado por fatores causais e de associação. Enquanto todos os parâmetros têm probabilidade de influenciar a admissão das não urgências, os causais desempenham o papel de preditores independentes das falsas urgências (Pines et al., 2013).

2.4.1. Características das falsas urgências

Os diversos estudos convergem numa mesma direção, apesar dos diferentes modelos organizacionais que presidem à prestação de cuidados de saúde, ora bismarkiano- serviços privados ora beveridgiano- serviço público, utilizam quase sempre os mesmos critérios no que toca às características das falsas urgências. Estes são: nº de horas de espera que a situação do utente permite aguardar sem entrar em risco de vida; ausência/realização de MCDTS simples; inexistência da necessidade de haver tratamentos complexos; episódio com ausência de internamento; tempo despendido na observação da situação e finalmente se, dado o quadro clínico da ocorrência, não haveria outro nível de cuidados possíveis, nomeadamente nos

cuidados de saúde primários (Carret et al., 2009). A estas, Durand et al., (2011) acrescenta as variáveis: Tipo de referenciação e hora de atendimento (autorreferenciação/durante o horário laboral); presença/ausência de sintomas ou de histórico de acesso aos cuidados (pequenas queixas com duração entre 24/48 horas e ausência de co- morbilidades); avaliação dos sinais vitais (sem grandes oscilações); episódio sem aplicação de tratamentos; episódio sem necessidade de internamento e da opinião de especialistas -inexistência de sensação de urgência.

Dia e hora: Normalmente, com exceção do período entre as 00:00 e as 08:00, período onde o uso apropriado das urgências é maior, os episódios de falsas urgências concentram-se nas restantes horas (Oktay et al., 2003) (Afilalo et al., 2004) não encontrou evidência de que exista um dia específico, no qual a proporção das falsas urgências seja superior às restantes.

Idade: a maioria dos estudos indica que existe uma associação inversa entre idade e as falsas urgências (Sarver, et al., 2002). Para esta constatação parece contribuir o facto de as pessoas mais velhas (acima dos 50 anos) conservam uma prevalência maior de doenças cónicas e de co-morbididades, as quais requerem, em muitas das situações, um cuidado cuja complexidade exige respostas imediatas.

Género: parece que o feminino conserva uma maior propensão para o recurso ao serviço de urgência, quando experimenta situações não urgentes. Em parte, esta constatação pode ser entendida pela condição histórica da mulher na sociedade, remetida, não poucas vezes, para o papel doméstico e por isso com tempo livre disponível ou então porque normalmente, assumem melhores comportamentos de prevenção sanitária que o género masculino (Carret et al., 2007).

Estado civil e/ou apoio social: O estado civil e/ou etnia dos utentes não influenciam o acesso não urgente em maior proporção que o acesso urgente (Shah et al., 1996) (Bianco et al., 2003).

Rendimento e estatuto social: As variáveis relacionadas com o rendimento, o capital social ou a profissão não assumem, na sua maioria, qualquer associação entre essas e o uso inadequado das urgências hospitalares em relação ao uso apropriado. Segundo Carret et al., (2009), esta situação resulta da utilização de diferentes metodologias e, portanto, pouco sensíveis a comparações

Seguro de saúde: os estudos sobre se a posse de seguro de saúde estimula as visitas não urgentes não são conclusivos, isto é, enquanto para alguma literatura parece haver uma

associação entre a posse de seguro de saúde e o recurso às urgências, por parte de situações não urgentes outros há que não concluem nesse sentido. (Pines et al., 2013)

Forma de pagamento: Em relação ao custo e forma de pagamento dos serviços parece que, quando o serviço é pago no ato, a admissão ao serviço de urgência é 60% mais apropriado que aqueles em que os serviços não são pagos após a consulta ou o seu valor é residual (Oktay et al., 2003).

Estado de saúde: Em relação às necessidades em saúde, parece haver evidências científicas a apontar para o facto de as pessoas sem doenças crónicas e/ou comorbidades recorrerem com maior frequência aos serviços de urgência que os outros grupos (Finn et al., 2006).

Diagnóstico principal: Ao nível do diagnóstico principal parece que as ocorrências de problemas respiratórios, sobretudo na faixa etária mais nova, as digestivas, as dores abdominais, os problemas de pele e de saúde mental, e finalmente as queixas de olhos e ouvidos constituem-se como os diagnósticos principais das situações não urgentes. (Lee et al., 2001) (Afilalo et al., 2004) (Sempere-Selva et al., 2001) (Oterino et al., 1999).

Auto-perceção do estado de saúde: No que toca à percepção do estado de saúde efetuado pelo próprio indivíduo, parece que os sujeitos com pior auto-imagem do seu estado de saúde desenvolvem três vezes mais a probabilidade de acederem de forma inapropriada às urgências que as outras pessoas (Sarver et al., 2002).

Experiências anteriores de utilização dos serviços de urgência: indivíduos que experienciam internamentos revelam menor probabilidade de recorrer aos serviços de urgência em casos não urgentes. Em contraste, indivíduos que frequentemente recorrem aos serviços de urgência encontram-se associados a episódios de falsas urgências (Hansagi et al., 2001).

Perceção da severidade que implique o recurso aos serviços de urgência: parece que perto de 80% dos indivíduos que recorrem aos serviços de urgência e que depois de avaliados se enquadram em situações de falsa urgência percecionam o seu caso como urgente (Gill, 1996). Deste modo, torna-se importante conceber programas que, através da promoção da literacia em saúde na população, permita um uso mais racional do serviço de urgência.

Facilidade de acesso: o tempo de viagem, o acesso quase imediato e a localização do serviço de urgência desempenham um papel fundamental para estimular a procura e utilização dos serviços de urgência por situações não urgentes (Sarver et al., 2002). Para Weinick et al., (2010) as pessoas procuram cuidados alternativos aos departamentos de urgência hospitalar

se estes forem geograficamente acessíveis, financeiramente suportáveis e se lhe prestarem todos os cuidados que necessita. Afilalo et al., (2004) identifica ainda, a falta de confiança nos cuidados de saúde primários e a familiaridade para com os serviços de urgência como razões para a não utilização dos cuidados de saúde primários.

Acessibilidade: indivíduos que não dispõem de alternativas de cuidados, nomeadamente através de cuidados de saúde primários com qualidade a tempo e horas observam uma maior predisposição para recorrerem aos serviços de urgência em situações não urgentes. (Harris, 2005). Para Young et al., (1996) a facilidade em dispor de meios de diagnóstico e tratamento é, para cerca de 21% das pessoas, a razão para preferirem os serviços de urgência em detrimento dos cuidados de saúde primários.

Forma de referenciação: Coleman et al., (2002) estimou que a auto-referenciação é responsável, por cerca de 67% dos acessos não urgentes verificados nos serviços de saúde.

2.4.2. Os custos das falsas urgências

Determinar os custos das falsas urgências não é matéria simples na medida em que depende de vários fatores, desde o relativo ao modelo organizacional em que assenta a prestação de cuidados, bem como outros conexos a aspetos organizacionais do próprio prestador, dos custos com os cuidados alternativos e por fim, a difícil contabilização de todos os recursos que compõem a prestação de serviços do bem -saúde (Showstack, 2005). Neste sentido, Williams (1996) afirma que há situações em que se torna mais barato atender pessoas no serviço de urgência hospitalar do que disponibilizar, no curto prazo, outras estruturas de resposta, nomeadamente os cuidados primários.

2.5. O SISTEMA DE TRIAGEM COMO CLASSIFICADOR DO NÍVEL DE URGÊNCIA

De entre os diversos métodos existentes para categorizar se um episódio de urgência corresponde a uma falsa urgência, o mais usado é aquele que recorre à análise prospetiva ou retrospectiva da informação presente no sistema classificador da urgência (Durant et al., 2011).

Historicamente, situa-se as campanhas napoleónicas, levadas a cabo pelo exército francês, como origem do processo de triagem dos cuidados de saúde. Esta organização utilizava o termo “*trier*” para identificar e selecionar os militares que necessitavam de evacuação

sanitária, durante o confronto bélico (Kenneth et al., 2007). Desta forma, ao contrário dos confrontos militares do passado em que assistência aos feridos apenas acontecia após o seu termo, procurava-se avaliar e hierarquizar, enquanto decorriam as batalhas, quais os soldados com maiores necessidades de cuidados médicos, atuando de imediato nestes. Este paradigma de assistência promoveu uma revolução na arte da guerra, já que ao atuar no momento e junto dos casos mais graves lograva-se garantir um fluxo contínuo de guerreiros em combate, isto é, triavam-se os soldados feridos, priorizando-se as intervenções para que estes pudessem rapidamente voltar ao teatro de operações militares.

Como quase sempre na história da humanidade, onde as (r)evoluções civis advêm dos progressos decorrentes dos conflitos bélicos, os processos, mais ou menos formalizados, de triagem observaram grandes desenvolvimentos no pós II Guerra Mundial. Assim, corria o ano de 1964 quando surge, em Baltimore, numa tentativa de racionalizar o constante crescimento quer da procura quer da oferta de cuidados urgentes, o primeiro processo estruturado de triagem hospitalar. Em 1977, a Austrália desenvolveu a *Box Hill Triage Scale*, que posteriormente viria a evoluir para a *Ipswich Triage Scale* (Fitzgerald, 1989).

Desde então e até aos dias de hoje surgiram diversos sistemas de triagem hospitalar, sendo os populares o *Emergency Severity Index*; *Canadian Triage & Acuity Scale*, o *Australasian Triage Scale*, método muito popular na Austrália e Nova Zelândia resulta das evoluções, primeiro da *Box Hill Triage Scale* e da posterior *Ipswich Triage Scale*, e o *Sistema de Triagem de Manchester*.

Corria o ano de 1997, quando foi implementado em Manchester -Reino Unido, o Sistema de Triagem que iria ficar conhecido pelo nome dessa cidade. Desde então este sistema já se disseminou por prestadores de cuidados médicos presentes nos 5 continentes.⁵

Este sistema de triagem tem, como os demais existentes, como objetivo a definição do nível de prioridade no atendimento aos doentes admitidos no serviço de urgência. Para esse desiderato utiliza um conjunto de fluxogramas⁶, compostos por discriminadores gerais, de aplicação em todas as admissões ao serviço, e específicos, de aplicação consoante caso a caso, que, partindo da queixa inicial do doente, definem os critérios de gravidade que, por sua vez,

5

http://www.grupoportuguestriagem.pt/index.php?option=com_content&view=article&id=2&Itemid=108,

⁶ O sistema de triagem de Manchester contém 52 fluxogramas pré-definidos (dois destes reservados para situações de catástrofe), atribuindo aquele que melhor se adequa ao caso concreto.

estabelecem a prioridade clínica com que o doente deve ser atendido conforme presente na ilustração infra.

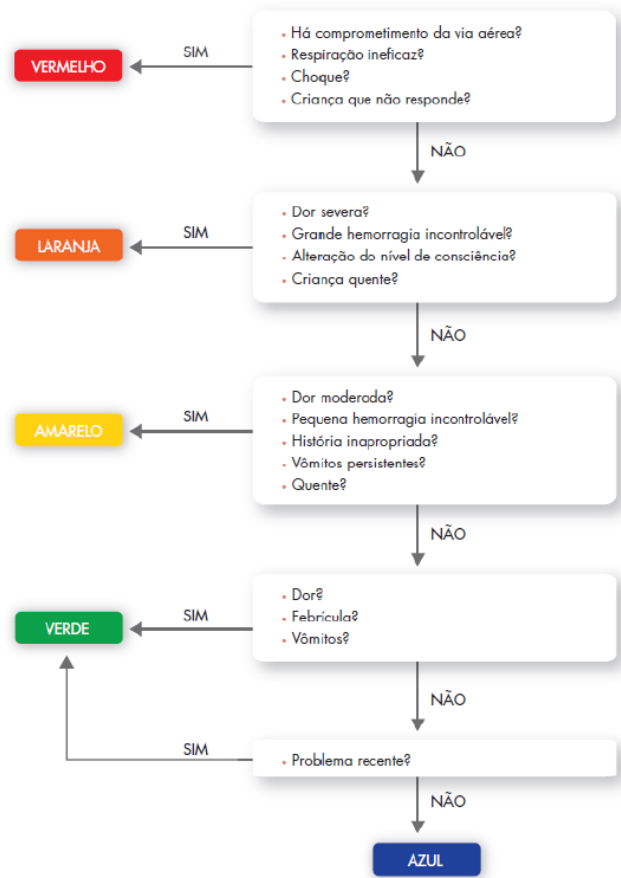


Figura 3– Algoritmo de classificação da prioridade do utente segundo o processo de triagem de Manchester
Fonte: Freitas (1997)

Ao categorizar a urgência, associando-lhe uma cor, para além de se indicar a prioridade clínica, informa-se o utilizador sobre o tempo máximo de atendimento, isto é, o tempo limite que o cidadão pode aguardar, sem prejudicar o seu estado fisiológico

Nível de prioridade	Tipo de Urgência	Cor	Tempo máximo de espera (Minutos)
1	Emergente	Vermelho	0
2	Muito Urgente	Laranja	10
3	Urgente	Amarelo	60
4	Pouco Urgente	Verde	120
5	Não Urgente	Azul	240
6 ⁷	Não Urgente	Branco	-

Tabela 1 – Resumo da informação relacionada com a Triagem de Manchester
Fonte: GPTM (2002)

⁷ Em Portugal, com assentimento do Grupo de Triagem de Manchester, foi introduzida a categoria de urgência “Branca”, para designar as situações que não estão relacionadas com uma queixa clínica e que utilizam os serviços de urgência como forma de consulta de rotina.

Ocluso este procedimento, o doente é encaminhado ou para a área específica de atendimento ou para a área de espera geral.

2.5.1. O sistema de Triagem de Manchester em Portugal

Apenas 4 anos após a sua conceção, o sistema de triagem de Manchester foi adotado por dois hospitais portugueses -Hospital Geral de Santo António, atualmente integrado no Centro Hospitalar do Porto, E.P.E., e o Hospital Professor Doutor Fernando Fonseca, E.P.E. (Ordem dos Médicos, 2000). Desde esse marco histórico este protocolo foi-se implementado, através da livre adesão, a cada vez mais hospitais públicos.

Em 2015, com a publicação do Despacho n.º 10319/2014, de 11 de agosto, obrigaram-se todos os hospitais do SNS com serviço de urgência aberto a implementarem sistemas de triagem hospitalares. Por sua vez, o Despacho n.º 1057/2015, de 2 de fevereiro de 2015 estabeleceu os prazos para a adoção do sistema de triagem de Manchester, bem como a implementação obrigatória de auditorias internas mensais.

Com base nessa orientação, e atenta aos bons resultados verificados na sua validade/fiabilidade, a Direção Geral de Saúde, através da Norma n.º 002/2015, difunde que *“Os serviços de urgência do adulto devem ter o Sistema de Triagem de Manchester em funcionamento até 31 de dezembro de 2015”* (Portugal, 2015, p. 1).

Atualmente, segundo o GPTM o grau de implementação no setor público deste sistema de triagem é de cerca de 98,5% do total do número anual de episódios de urgência⁸.

2.5.2. Fiabilidade/Validade do sistema de triagem de Manchester

Pese embora não exista unanimidade sobre qual o sistema de triagem é mais fiável e robusto, parece haver evidências intrínsecas a estes que permitem hierarquizar os mais fiáveis e válidos. Assim, parece que os sistemas de triagem estruturados em 5 níveis de gravidade exprimem melhor, por oposição aos sistemas de apenas 3 níveis, a real condição da pessoa e por isso são mais fiáveis (Wuerz et al., 2000), embora para Wulp (2010) seja difícil proceder à comparação entre sistemas de triagem com diferentes níveis de gravidade e para Pinto et al. (2010) haver necessidade de avaliar a fiabilidade/validade de um sistema de triagem indexada

⁸

http://www.triagenet.net/en/IRG_Portugal

a várias componente tais como a experiência das equipas de triagem; o contexto ambiental/cultural e a patologia dos episódios de urgência que afluem aos serviços de urgência

Apesar destas vicissitudes, Souza et al. (2015) concluí que a fiabilidade do sistema de triagem de Manchester varia entre moderada a quase perfeita. Quanto à validade, apesar de coexistirem conclusões diversas, conclui-se que os estudos apontam, quase sempre, para níveis satisfatórios em relação quer à sensibilidade quer à especificidade do instrumento. Porém, aponta parecer haver alguma evidência para a sobre-triagem, isto é, a aplicação deste protocolo tende a classificar em níveis de gravidade acima da real condição do utente, ou seja, exprime uma baixa sensibilidade para identificar pacientes com níveis menores de urgência (Parenti et al., 2014).

Para obviar estas situações é que segundo o Grupo Português Triagem de Manchester (GPTM) desde o início que este sistema procura garantir a sua fiabilidade e validade, nomeadamente através da assunção de uma política assente na formalização e sistematização do processo, sujeitando-o a revisões científicas periódicas, bem como ser administrado por profissionais devidamente formados e obrigado a processos regulares de auditorias externas (GPTM, 2015).

2.6. A REDE DE URGÊNCIAS EM PORTUGAL

Data de 1996 a primeira abordagem na reorganização da rede de urgências do SNS. Nesse ano, com a divulgação do *Relatório Sobre a Reestruturação das Urgências*, documento elaborado pela comissão nacional de reestruturação das urgências, grupo criado por despacho do Ministério da Saúde publicado em Diário da República, II série, n.º 14, de 17 de janeiro de 1995, definiram-se os princípios norteadores da estruturação e ação dos serviços de urgência existentes nos diferentes tipos de prestadores de cuidados de saúde.

Volvidos 5 anos, em 2001, é criado um grupo de acompanhamento da reforma das urgências. Por Despacho Ministerial de 14/11/2001 a Direção Geral da Saúde, ao publicar o documento *Referenciação Hospitalar de Urgência/Emergência*, procurou, pela primeira vez, racionalizar o sistema, articulado e hierarquizando os serviços de urgência em torno das necessidades em saúde da população. Para objetivar este intento, começa por densificar o conceito de urgência, definindo-o como “*todas as situações clínicas de instalação súbita, desde as não graves até às graves, com risco de estabelecimento de falência de funções vitais*”. Nesse documento,

estabelece, ainda, que 50% dos episódios de urgência ocorridos em 1999 correspondiam a falsas urgências.

Entretanto, em 2006, através do Despacho 17736/2006, de 31 de agosto, criou-se a *comissão técnica de apoio ao processo de requalificação da rede de urgência geral*. Das suas recomendações surgiu o Despacho 18459/2006, de 12 de setembro. Este documento definiu as características da rede de serviços de urgência, bem como os níveis de resposta que a integram e pelas quais se deve reger a determinação dos pontos de referência que a compõem. O primeiro patamar de acesso às urgências consistia no Serviço de Urgência Básica (*SUB*), comportando uma área de influência superior a 40.000 habitantes e em que, pelo menos para uma parte, a acessibilidade em condições normais fosse superior a sessenta minutos em relação ao serviço de urgência médico-cirúrgico ou polivalente mais próximo. O segundo nível -Serviço de urgência Médico-Cirúrgica- (*SUMC*) dever-se-ia localizar estrategicamente a 60 minutos das populações. Finalmente, os serviços mais diferenciados ou Serviço de urgência polivalente (*SUP*) localizam-se, em regra, num hospital geral central/centro hospitalar.

Posteriormente, com o Despacho 727/2007, de 15 de janeiro, redefiniram-se os tempos de acesso aos cuidados, bem como a localização geográfica dos prestadores de serviços de urgência consagrados no Despacho 18459/2006, de 12 de setembro.

Em 2008, com a publicação do Despacho n.º 5414/2008 de 28 de fevereiro, define-se a rede de referenciação hospitalar. Com este diploma, definiu-se, para cada uma das unidades de saúde do SNS, qual o tipo de urgência a desenvolver pelos seus serviços. Em 2011, decorrente, de entre outros fatores, das realidades demográficas mostradas pelos Censos desse ano, foi criada, pelo Despacho 13377/2011, de 6 de outubro, uma nova comissão para a reavaliação das urgências do SNS.

Em resultado dos trabalhos desta comissão foi publicada, pelo Despacho n.º 10319/2014, a estrutura do Sistema Integrado de Emergência Médica (SIEM) ao nível da responsabilidade hospitalar e sua interface com o pré-hospitalar, os níveis de responsabilidade dos Serviços de Urgência (SU), bem como os padrões mínimos relativos à sua estrutura, de recursos humanos, formação, enquadrados em critérios e indicadores de qualidade, sujeitos a monitorização e avaliação.

Em paralelo com os trabalhos desta comissão, a Portaria nº 82/2014, de 10 de abril, vem confirmar, seis anos depois, o desenho da rede hospitalar, sendo na quase totalidade dos casos, os definidos no Despacho 5414/2008 (Campos, 2014).

Atualmente, com a revogação da Portaria n.º 82/2014, de 10 de abril, considera-se que, com algumas alterações, os serviços de urgência continuam a dividirem-se nos níveis estipulados no Despacho 18459/2006, de 12 de setembro. No entanto, passam a estar enquadrados num sistema integrado de emergência médica entre a rede de referência hospitalar, a rede de cuidados de saúde primários bem como, com a sua interligação quer com o serviço *Saúde 24* quer com os serviços do INEM. Pelo Despacho n.º 13427/2015 e suas sucessivas alterações, nomeadamente através do Despacho n.º 10438/2016, os 78 pontos da Rede de Urgência/Emergência distribuem-se do seguinte modo: 45% são SUB, 35% são SUMC e 17% SUP.

2.6.1. Evolução dos episódios de urgência em Portugal

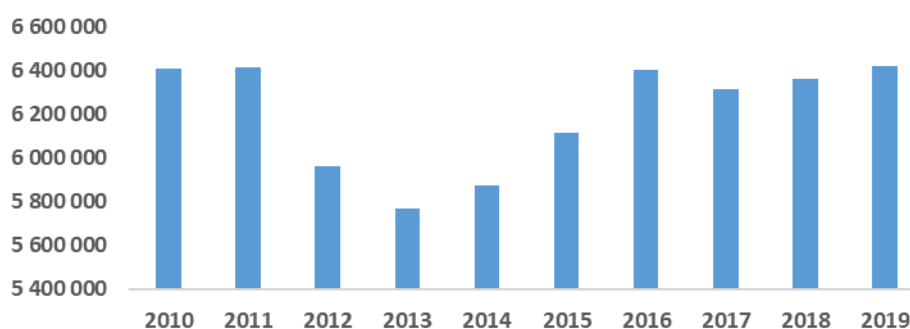


Gráfico 1 - Evolução dos episódios de urgência em Portugal
Fonte: Portal da transparência, 2019

Verifica-se que, com exceção do período compreendido entre 2012 e 2015, anos onde se registaram uma média de 6.100.000 episódios de urgência nos hospitais do SNS, nos restantes anos a média aumentou para cerca de 6.400.000.

2.6.2. Portugal face ao contexto internacional

Entre 2001 e 2011 Portugal foi, entre todos os países da OCDE, e não obstante os diferentes conceitos de urgência e sua contabilização, aquele que apresentou, com cerca de 73 episódios por cada 100 mil habitantes, o maior volume de admissões às urgências hospitalares. No entanto, enquanto nesse período os episódios cresceram a uma média anual de 2,4% no conjunto dos países daquela organização, em Portugal esse crescimento foi de apenas 0,3% (Berchet, 2015).

2.6.3. As falsas urgências em Portugal

Em Portugal, o problema da sobrelotação dos serviços de urgência reside sobretudo na sua característica nuclear -a sua Universalidade. De facto, ao dispor de um serviço de saúde com tal particularidade e tendencialmente gratuito, oferece condições que acabam por enviesar a escolha dos utentes. Ora, quando se olha para os serviços de urgência, facilmente verificamos que estes oferecem um acesso facilitado e garantido, mais rápido e com horários de atendimento flexíveis (Barros et al., 2015). Por outro lado, a quase gratuidade do sistema, com grande parte da população isenta de taxas moderadoras, exerce pressão para um acesso abusivo e injustificado ao SNS, pondo em causa a sua viabilidade e sustentabilidade financeiras (Ferreira et al., 2006).

Um dos primeiros trabalhos a debruçar-se sobre a temática das falsas urgências foi conduzido em 1996 por uma comissão que concluiu que cada cidadão nacional visitava, pelo menos uma vez por ano o serviço de urgência e apenas 20% seriam verdadeiras urgências. Entre as razões para este valor apontava que, sociologicamente, a população nacional conserva uma atração pelo hospital em geral, e pelo serviço de urgência em particular, já que significa facilidade de acesso quer geográfico quer de horário e, ao mesmo tempo, erradas referenciações praticadas pelos cuidados de saúde primários, bem como a perceção da sua baixa qualidade clínica (Simões, 2004).

Já neste século, Pereira et al., (2001), num estudo conduzido num hospital central, quantificou em 31,3%, o volume de ocorrências não urgentes. Estas ocorriam sobretudo em mulheres com menos de 60 anos, em atendimentos entre o fim da manhã e princípio da tarde.

Mais recentemente (Cunha, 2011) (Gomes, 2013) observam que cerca de 33 a 50% dos episódios são considerados não urgentes porque partem da iniciativa pessoal do utente porque reconhecem maior competência e aos cuidados hospitalares do que aos CSP e também pela impossibilidade de realização de MCDT's nestes. Para além destes motivos a população tende a utilizar os serviços de urgência porque considera haver descontinuidade de cuidados causados pela desorganização hospitalar que o país apresenta, sendo os cuidados hospitalares mais acessíveis que os primários.

No ano de 2019, 43%⁹ dos 6 425 697 episódios de urgência registados nos hospitais do SNS foram catalogados como falsas urgências¹⁰

Ao longo do tempo tem-se experimentado algumas iniciativas para desencorajar o recurso a este tipo de cuidados. Entre estas, destaca-se aquela que, com a publicação dos termos de referência para o processo de contratualização de cuidados hospitalares de 2018, instrumento que visa concretizar as políticas de saúde, estabelece uma metodologia de pagamento às entidades prestadoras de cuidados de saúde pela sua produção de episódios de urgência, incorporando, na componente variável desse pagamento, um indicador relacionado com o volume de atendimentos no serviço de urgência cuja cor seja branca, azul ou verde, isto é, falsas urgências (Portugal, 2017).

¹⁰ <https://jornaleconomico.sapo.pt/noticias/falsas-urgencias-correspondem-a-mais-de-40-dos-atendimentos-519222>

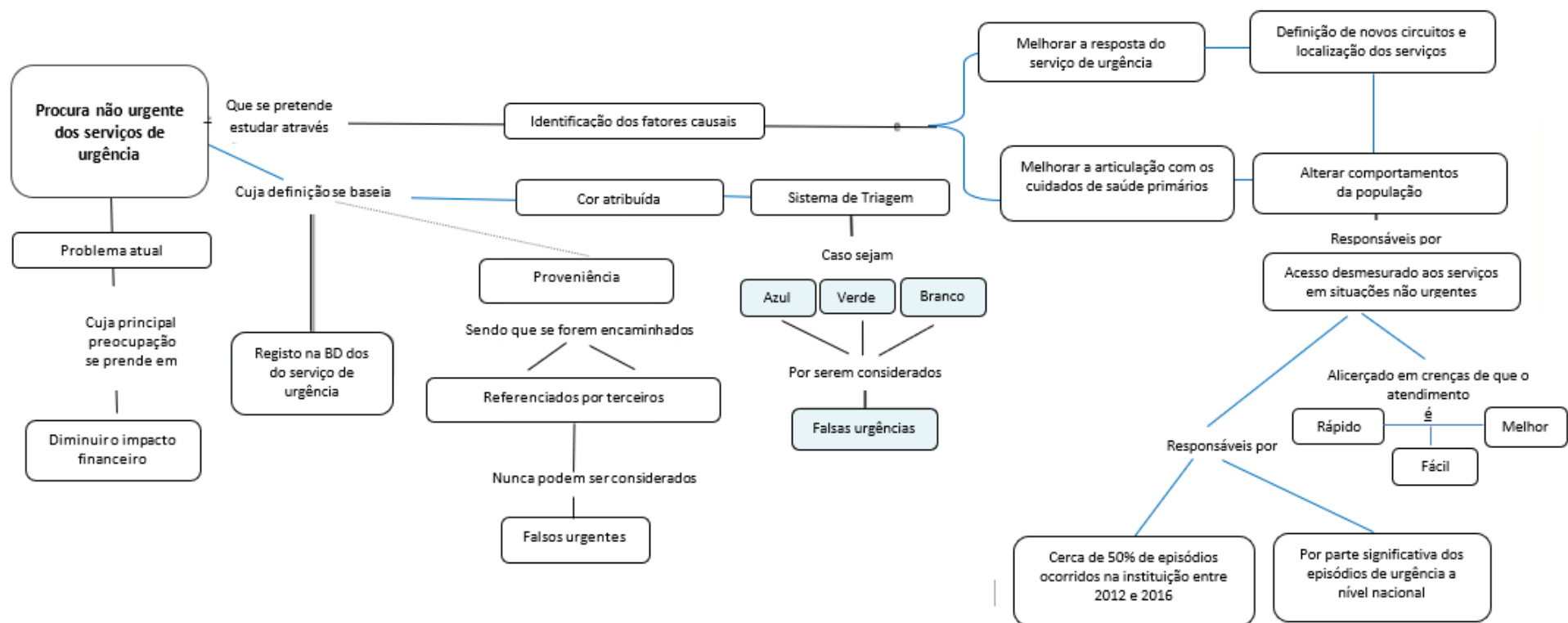


Figura 4 - Mapa Conceptual do Enquadramento Teórico

2.7. DATA MINING

Atualmente, vivemos numa sociedade em rede, consequência da evolução que, desde os anos 70 do século passado, os sistemas de informação observam (Castells, 2012). Este movimento recebeu um enorme impulso com o início da globalização, desenvolvida, sobretudo, nos anos de 1990, tendo sido fortemente influenciado com a massificação da *World Wide Web*. Corolário desta evolução surgiu a sociedade do conhecimento, onde o valor estratégico das organizações ou indivíduos se deslocou da clássica posse dos meios de produção ou da produção em si de bens tangíveis para os intangíveis, isto é, o conhecimento. Concomitantemente, a constante evolução operada nos Sistemas de Gestão de Base de Dados (SGBD) possibilita, cada vez mais, dispor de arquiteturas de *Data Warehousing* (DW) com capacidade de armazenamento sempre crescentes, o que aliado a novas e mais eficazes ferramentas de recolha de dados permite uma recoleta em contínuo crescimento¹¹.

É pois, neste caldo ambiental que hoje os Estados, as organizações e as pessoas operam. No entanto vive-se num paradoxo. Sabem que recolhem cada vez mais dados, mas continuam, com raras exceções, a desprezar essa riqueza, negligenciando que esta é fundamental à sua sobrevivência num mundo cada vez mais incerto e complexo, razão pela qual é apelidado de “ouro do século XXI”.¹²

Se no passado o processo científico se alicerçava na habilidade do analista em conceber hipóteses, associando-as a análises e interpretações manuais, hoje tal metodologia é, em face da “explosão de dados”, complexa de operacionalizar (Furnkranz et al., 2012).

É neste cenário que o *DM* nasce, opera e se desenvolve. Alicerçando-se em metodologias próprias, procura, a partir dos repositórios de dados, processar informação útil a um determinado fim, isto é, ambiciona construir informação útil para auxiliar na formação de conhecimento. Para tal, recorre à exploração de grandes volumes e formatos de dados, agrupando-os em padrões até aí dispersos e, portanto, de difícil interpretação.

O processo de Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados (DCBD) é classificado como sendo um processo iterativo e iterativo, desenvolvido em várias fases, conforme esquematizado na seguinte ilustração.

¹¹ <https://www.seagate.com/files/www-content/our-story/trends/files/Seagate-WP-DataAge2025-March-2017.pdf>

¹² Penny, Jeffrey, Gillian Garbus (2017), *Mining New Gold—Managing Your Business Data: Data Management for Business Owners*; Edit:AuthorHouse.

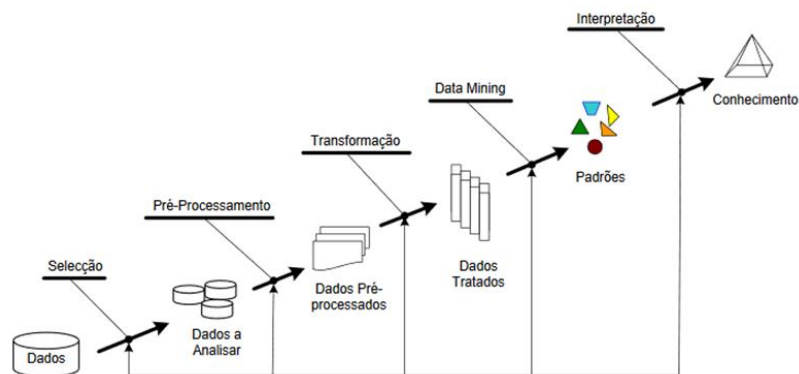


Figura 5- Fases do processo de DCBD
Fonte: adaptado de Fayyad et al., (1996)

Segundo Fayyad et al., (1996), este processo pode ser dividido sobretudo nas seguintes fases: seleção, pré-processamento, transformação, Data mining e interpretação.

2.7.1. Métodos de Data mining (DM)

O processo de DM, ao contrário do estatístico, utiliza dados secundários, passando-os por complexas tarefas de *ETL*¹³, com o objetivo de descobrir relações, inicialmente desconhecidas, entre variáveis. Porém, “...choosing the proper data mining method is one of the most critical and difficult tasks in the KDD process” (Gibert et al., 2010:8). Esta dificuldade, sempre crescente, resulta do facto de esta ser uma área em permanente evolução. Para fugir cair nesta situação normalmente escolhe-se o algoritmo de acordo com duas premissas: o tipo de modelo –descritivo/preditivo e a estrutura dos dados –categóricos/numéricos. A estes dois atributos, normalmente, adicionam-se como critérios a simplicidade na representação do conhecimento e aquele cuja taxa de erro associado a essa representação seja menor, já que “that increased representational power for models increases the danger of overfitting the training data, resulting in reduced prediction accuracy on unseen data” (Fayyad et al., 1996, p. 45).

¹³

Extração, tratamento e carregamento dos dados.



Figura 6– Categorias e subcategorias de data ming

Fonte: Pereira (2005)

Os modelos descritivos assentam a análise dos dados conduzidos pelos métodos de associação, sumarização, segmentação e visualização, procurando obter descrições sumárias dos dados. De entre os vários modelos descritivos, os de associação, utilizados para determinar quais os dados que tendem a concorrer, em simultâneo, para um mesmo output, isto é, procura prever relações entre campos e os da segmentação ou clustering que, divide uma população heterogénea em vários subgrupos homogéneos entre si em torno das semelhanças/disemelhanças entre os constituintes do mesmo grupo, são os mais utilizados.

Já na modelação preditiva em que a variável alvo é conhecida, o problema a responder pode ser de classificação ou regressão. Os primeiros - algoritmos de classificação procuram estabelecer regras numa população de modo a que, perante uma subpopulação, seja possível prever a sua classificação, ou seja, utilizam-se quando é necessário identificar a que subpopulações pertencem determinadas novas observações. Entre os vários tipos de algoritmos de classificação, os mais utilizados são as AD (árvores de decisão), as RN (Redes Neurais) e os SVM (*Support Vector Machine*). Os segundos, ou algoritmos regressivos, procuram prever o resultado de uma variável, isto é, permitem modelar e analisar a relação existente entre uma variável dependente e outra variável, ou grupo de variáveis independentes. Deste modo, tem como resultado uma função que modela os valores possíveis da variável dependente em relação às variáveis independentes. Utiliza-se este tipo de análise quando se pretende resolver problemas de ordem previsional (Agresti, 2006).

Support Vector Machine (SVM)

Apresentado em 1995 por Vapnik e Cortes (Cortes & Vapnik, 1995), é utilizado em problemas de classificação e de regressão, dispondo de uma boa performance, sobretudo quando os casos em que os dados a analisar possuem uma elevada cardinalidade de classes

independentes. Sumariamente, funciona da seguinte forma; mapeia os dados de *input* para uma hiper-dimensão, e assim permite aos pontos poderem ser categorizados e separados entre as dimensões. Seguidamente, transforma os dados para que a separação criada possa ser um hiperplano, tendo ainda em atenção que a distância entre cada classe a esse hiperplano é maximizada (Scholkopf, et. al., 2000) (Karatzoglou, et. al., 2006). Para além desta separação, ganha relevo o conceito de marginais. Estas têm como função a separação entre classes. Cada linha marginal é definida pelos dois (ou mais) pontos mais próximos do separador, o vector definido pelos pontos anteriores é conhecido como vector de suporte. Deste modo, quanto maior for a distância entre as duas linhas marginais, melhor será a capacidade de previsão do modelo.

Redes neuronais artificiais (RNA)

Apesar de assentar em modelos complexos levando, por vezes, a ser apelidada de *black box*¹⁴, tem despertado enorme interesse porque, para além da sua grande capacidade em se adaptar a situações diferentes, apresenta uma enorme aptidão em produzir padrões com origem em grandes volumes de informação, ainda que por vezes incompleta, imprecisa e complexa. Genericamente, o processamento de dados neste modelo funciona por analogia às redes neuronais do cérebro humano. O estado de ativação dos neurónios é definido através da função de ativação e representa a situação destes neurónios dentro da rede neuronal. Esta função é calculada a partir do somatório dos estímulos de entrada de um neurónio e a intensidade das sinapses associadas a cada uma destas entradas.

Na sua arquitetura, as RNA possuem uma camada de entrada, zero ou mais camadas intermédias ou escondidas e uma camada de saída. A camada de entrada é utilizada para captar estímulos externos e repassá-los para a camada intermédia. A camada de saída apenas retracts o resultado produzido pela RNA em resposta a uma dada entrada. Entre as camadas de entrada e saída pode haver uma ou mais camadas intermédias cujas saídas dos neurónios não são acessíveis por procedimentos externos à RNA. Existem diversas RNA, desde as mais simples que funcionam sem camada intermédia (ex: “*Single Layered Perceptron*”), às mais complexas que dispõem de uma ou mais camadas intermédias (ex: “*MultiLayered Perceptron*”). O primeiro caso, utiliza o Perceção em redes “*feedforward*” que têm apenas uma camada de neurónios com várias entradas e saídas. No segundo caso, o algoritmo de

¹⁴ J. M. Benitez, J. L. Castro, and I. Requena. (1997) Are Artificial Neural Networks Black Boxes?, *IEEE transactions on neural networks*, VOL. 8, NO. 5, september

aprendizagem é conhecido como “*BackPropagation*” (Retropopagação) ou como “*Multilayer Perceptron*”. Neste algoritmo, o ajuste de pesos e limites é baseado no “*Delta Rule*”. Assim, o processo de aprendizagem consiste, conhecendo a variável *target*, em apresentar um individuo e classificá-lo perante os atributos do *target* e, em caso de erro, estimar a sua magnitude, retropropagando-o, de forma a que em novas “apresentações” se incorpore o conhecimento antes produzido na sua classificação, procurando melhorar a sua classificação.

Árvores de decisão (AD)

As árvores de decisão constituem-se numa técnica não paramétrica de classificação/regressão muito poderosa e amplamente utilizada em processos de DM, essencialmente por duas razões. A primeira advém do facto do conhecimento gerado resultar do estabelecimento de regras baseadas na linguagem natural e, portanto, quase sempre de fácil compreensão. A segunda, deriva do facto dos seus algoritmos apresentarem, independentemente da natureza das variáveis serem numéricas ou categóricas, bons resultados, quer na tarefa de classificação dos dados quer no consumo do tempo computacional necessários a essa atividade.

Genericamente, uma árvore de decisão é uma estrutura que contém: folha(s), indicando uma classe; nó(s) de decisão, que define(m) algum teste sobre o valor de um atributo específico (ou de um subconjunto de atributos), com um ramo e sub-árvore para cada um dos valores possíveis do teste, tal como representado pela figura *infra*.

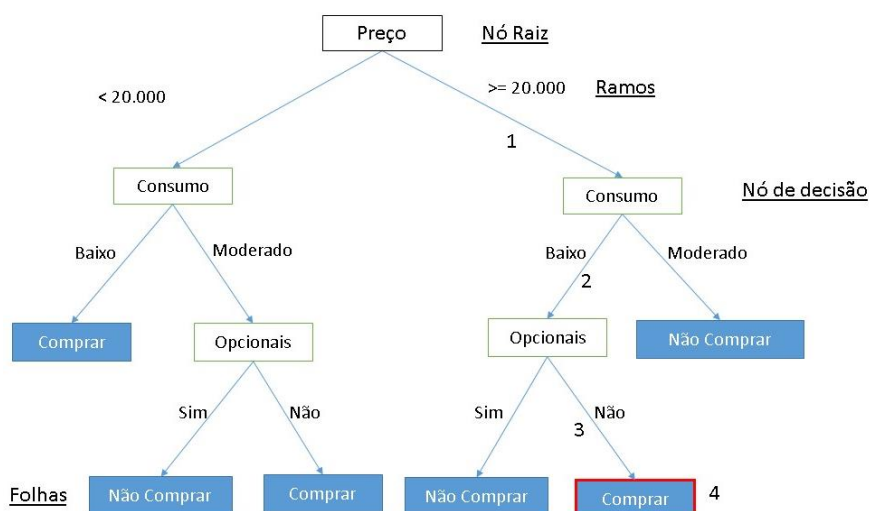


Figura 7 - Exemplo de uma árvore de decisão

Fonte: <https://www.devmedia.com.br/mineracao-de-dados-com-arvores-de-decisao/31397>

O desenvolvimento de uma árvore de decisão parte da sua raiz e, em resultado do teste de decisão, determina-se cada nó. Este vai, sucessivamente, evoluindo até esgotar todas as possíveis opções de resposta. Deste modo, de um conjunto de dados pode-se gerar várias árvores de decisão.

Segundo Tan et al., (2005) uma árvore de decisão possui três tipos de nós:

- um nó raiz, que não possui nenhuma aresta de entrada e zero ou mais arestas de saída;
- nós internos, cada qual com exatamente uma aresta de entrada e duas ou mais arestas de saída;
- nós folhas, cada qual com uma única aresta de entrada e nenhuma de saída, pois é o nó que determina a qual classe o exemplo pertence

Na construção da árvore de decisão procura-se associar a cada nó de decisão o atributo “mais informativo”, entre aqueles ainda não utilizados, no caminho desde a raiz da árvore. Importa assim, quantificar este atributo. Porém, cada algoritmo tem a sua própria metodologia para o distinguir, pelo que a topologia da árvore e a sua qualidade são função do algoritmo utilizado.

A indução de uma árvore de decisão pode ser através de abordagem *top-down* ou *bottom-up*.

No entanto, independentemente da abordagem, no processo de estruturar uma árvore de decisão importa ter em conta que:

- Todo o processo de indução comporta um bias, associado à preferência de uma hipótese sobre outras;
- Existem muitas formas de estruturar uma árvore de decisão a partir de um conjunto de atributos. No entanto, é importante considerar que o número de árvores de decisão possíveis cresce fatorialmente à medida que o número de atributos aumenta, pelo que se torna impraticável definir a estrutura da árvore de decisão ótima para um determinado problema.

O *Top-Down Induction of Decision Tree* (TDIDT), sendo um algoritmo muito conhecido, é utilizado como base para muitos algoritmos de indução de árvores de decisão. Entre estes, os mais conhecidos são ID3 (Quinlan, 1986), C4.5 (Quinlan, 1993) e CART (Breiman et al., 1984). O TDIDT produz regras de decisão de forma implícita numa árvore de decisão, a qual é

construída por sucessivas divisões das observações de acordo com os valores de seus atributos preditivos x .

Dado o conjunto de treino T contendo classes $C1, C2, \dots, Ck$, a arquitetura do algoritmo de TDIDT é baseado nos seguintes termos:

1. Se todos os elementos num nó pertencerem à mesma classe C_j , então é criado um nó folha identificado pela classe C_j ;
2. Se o ponto número 1 não se verificar, é então selecionado o “melhor” atributo preditivo x_i , de acordo com um dado critério de avaliação. Uma vez selecionado o atributo, o conjunto de dados T é dividido, de acordo com os valores de x_i , em subconjuntos T_1, T_2, \dots e são construídas as sub-árvores que definem esses conjuntos.
3. O algoritmo é chamado recursivamente até que se verifique o critério de paragem definido (por ex. todas as folhas são puras, ou seja, contêm observações da mesma classe).

O algoritmo TDIDT é recursivo (Bramer, 2007) de busca gulosa que procura, sobre um conjunto de atributos, aqueles que “melhor” dividem o conjunto de dados T em subconjuntos. Desse modo, o algoritmo procura em cada nó encontrar uma solução ótima local, na esperança de que cada escolha permita chegar até à solução ótima global. Para encontrar o atributo que conduz à “melhor” divisão, o algoritmo utiliza diferentes critérios de avaliação.

Aqui chegados importa conhecer as técnicas utilizadas para que a seleção recursiva não dê origem a árvores excessivamente complexas, e por isso com elevada probabilidade de originar sobre aprendizagem, com todos os efeitos nefastos daí decorrentes para a criação de conhecimento baseado no modelo adotado.

Existem diferentes tipos de critérios de seleção, consoante os diversos algoritmos de indução de árvores de decisão. Os critérios de seleção, em termos da distribuição de classe dos exemplos “antes” e “depois” da divisão (Tan et al., 2005), para a melhor divisão são baseados em diferentes medidas, tais como *impureza*, *distância* e *dependência*. Usualmente, as medidas mais utilizadas para a seleção da melhor divisão consistem no Ganho de informação e no índice de Gini.

Ganho de informação

Uma das medidas associadas à impureza consiste no *ganho de Informação*, o qual usa a entropia como medida de impureza. Para determinar o quão boa é uma condição de teste, torna-se necessário comparar o grau de entropia do nó-pai (antes da divisão) com o grau de entropia dos nós-filhos (após a divisão). O atributo que gerar uma maior diferença é escolhido como condição de teste. Neste caso, o ganho é dado pela seguinte equação:

$$\text{ganho} = \text{entropia}(\text{pai}) - \sum_{j=1}^n \left[\frac{N(v_j)}{N} \text{entropia}(v_j) \right]$$

onde n é o número de valores do atributo, ou seja, o número de nós-filhos, N é o número total de objetos do nó-pai e $N(v_j)$ é o número de exemplos associados ao nó filho v_j .

Já para se aferir o grau de entropia, utiliza-se a equação infra:

$$\text{entropia}(\text{nó}) = - \sum_{i=1}^c p(i/\text{nó}) \cdot \log_2[p(i/\text{nó})]$$

Pelo que, $p(i/\text{nó})$ é a fração dos registos pertencentes à classe i no nó, e c é o número de classes.

O critério de ganho seleciona como atributo-teste aquele que maximiza o ganho de informação. O grande problema ao se utilizar o ganho de informação é que ele dá preferência a atributos com muitos valores possíveis.

Índice de Gini

Fundamenta-se no índice de dispersão estatística proposto, em 1912, pelo estatístico italiano Corrado Gini. Para um problema de c classes, o *gini index* é definido na seguinte forma:

$$\text{gini}_{\text{index}}(\text{nó}) = 1 - \sum_{i=1}^c p(i/\text{nó})^2$$

Assim, como no cálculo do ganho de informação, basta calcular a diferença entre o *gini index* antes e após a divisão. Essa diferença, Gini, é representada pela Equação:

$$\text{Gini} = \text{gini}_{\text{index}}(\text{pai}) - \sum_{j=1}^n \left[\frac{N(v_j)}{N} \text{gini}_{\text{index}}(v_j) \right]$$

onde n é o número de valores do atributo, ou seja, o número de nós-filhos, N é o número total de objetos do nó-pai e $(N)v_j$ é o número de exemplos associados ao nó filho v_j . Deste modo, seleciona-se o atributo que gerar um maior valor de Gini.

Métodos de poda

Aquando do desenvolvimento das árvores de decisão, muitas das suas sub-árvores podem conter ruídos ou erros, o que pode conduzir a modelos enfermos de sobre aprendizagem e, portanto, levar a que o conjunto de treino adquira uma aprendizagem específica, não permitindo ao modelo generalizar. Para obviar esta questão utilizam-se, com o fito de melhorar a taxa de acerto do modelo para novos exemplos, os quais não foram utilizados no conjunto de treino (Han,2001), métodos de poda (*pruning*) da árvore.

A árvore, após a poda, torna-se mais simples, facilitando a sua interpretação. A par do método de seleção, a técnica da poda, que pode deter uma dimensão de *pré* ou *pós* poda, também varia consoante os diferentes algoritmos de indução de árvores de decisão.

A técnica da pré-poda consiste na paragem, durante o processo de construção da árvore, da divisão dos conjuntos dos elementos, transformando o nó corrente num nó folha da árvore. Nestes termos, o ganho de informação, por exemplo, pode ser utilizado como critério de poda em que, caso todas as divisões possíveis utilizando um atributo A apresentem ganhos menores do que um valor pré-estabelecido, então esse nó vira folha, representando a classe mais frequente no conjunto de exemplos. O ponto crítico deste tipo de poda consiste em encontrar o valor adequado para x , já que um valor muito alto pode gerar uma árvore híper-simplificada, enquanto que um valor muito baixo pode implicar o seu contrário.

Na técnica da pós-poda, esta é realizada após a construção da árvore de decisão, removendo ramos completos, onde tudo que está abaixo de um nó interno é excluído e esse nó é transformado em folha, representando a classe mais frequente no ramo. Para cada nó interno da árvore, o algoritmo calcula a taxa de erro caso a sub-árvore abaixo desse nó seja podada. Seguidamente, é calculada a taxa de erro caso não haja a poda. Se a diferença entre essas duas taxas de erro for menor que um valor pré-definido, então efetua-se a poda. Caso contrário, esta não ocorre. Recursivamente, este processo vai gerando um conjunto de árvores podadas. Pese embora esta forma de poda apresente reduza a probabilidade da ocorrência do fenómeno da sobre-aprendizagem, deve-se ter cautela para não se podar demais a árvore, já que tal pode conduzir à sub-aprendizagem do modelo.

Algoritmos utilizados nas árvores de decisão

ID3

O ID3 (Quinlan, 1986) é o algoritmo pioneiro em indução de árvores de decisão, sendo um algoritmo recursivo, de busca gulosa, procura, sobre um conjunto de atributos, aqueles que “melhor” dividem os exemplos, gerando sub-árvores. Utiliza, nesta tarefa de divisão, o cálculo do ganho de informação. No entanto, esse critério não considera o número de divisões e isso pode significar a construção de árvores mais complexas, ou seja, não apresenta nenhum método de pós-poda, o que poderia amenizar este problema.

A principal desvantagem do ID3 é que ele só consegue funcionar com variáveis categóricas não-ordinais. Deste modo, quando em presença de dados de natureza contínua, deve-se antes transformá-los em discretos.

C4.5

O algoritmo C4.5 (Quinlan, 1993) representa uma significativa evolução do ID3 (Quinlan, 1986), sendo um dos algoritmos mais utilizados na literatura, já que tem demonstrado bons resultados em problemas de classificação. Trata-se, à imagem do ID3, de um algoritmo do tipo guloso. Sendo uma evolução do ID3, consegue lidar tanto com atributos categóricos (ordinais ou não-ordinais) como com contínuos. Para lidar com estes últimos, define um limiar, passando então a dividir os exemplos de forma binária, isto é, aqueles cujo valor do atributo é maior que o limiar e aqueles cujo valor do atributo é menor ou igual ao limiar. Para limitar a possibilidade de crescimento exponencial da árvore, dispõe de um método de pós-poda das árvores geradas em que realiza uma busca na árvore, de baixo para cima, e transforma em nós folha aqueles ramos que não apresentam nenhum ganho significativo.

CART

O algoritmo CART (Classification and Regression Trees), proposto por Breiman et al. (1984), consiste numa técnica que induz tanto árvores de classificação como árvores de regressão, dependendo se o atributo é nominal (classificação) ou contínuo (regressão). Uma das principais virtudes do CART está na grande capacidade de procura relações entre os dados, mesmo quando elas não são evidentes, bem como a produção de resultados, sob a forma de árvores de decisão, de grande simplicidade e legibilidade (Fonseca, 1994).

Este algoritmo, em vez de realizar, tal como os outros, uma pré-poda para limitar o crescimento da árvore, expande-a exaustivamente e, posteriormente, realiza uma pós-poda (Breiman et al., 1984).

Determinação da percentagem de erro do modelo

Uma árvore de decisão é objeto de poda *-pruning-* porque, entre diversos motivos, o modelo "treinado" não consegue acertar em todos os casos que no futuro se pretende classificar. Na determinação da percentagem de erro do modelo socorre-se à matriz de confusão. Esta quantifica quantos exemplos da base de dados utilizada seriam classificados bem pelo modelo construído (representado na diagonal principal) sendo que os outros seriam mal classificados.

Ensemble classifiers (EC)

Este modelo deve a sua existência à constatação de que não existe um algoritmo que seja melhor para todos os problemas (*no free lunch theorem*). Assim, a filosofia que norteia este classificador é a da assunção que, combinando vários classificadores, *per si* sem grande poder discriminatório, se melhora o desempenho global do classificador.

- **Random Forest**
constitui um exemplo de *ensemble classifiers* porque combina árvores diferentes para obter um modelo mais robusto. Uma das características distintivas das árvores de decisão presentes neste modelo é o facto de estas terem uma alta profundidade (depth com um valor máximo de 50) e, em contrário, um tamanho pequeno de cada uma das folhas (chegando a 1 observação por folha), já que considera mais robusto utilizar várias árvores de decisão que sofram de *overfitting* do que confiar o modelo preditivo apenas numa árvore de decisão que se acredita afinada ao máximo. É também de notar que os dados utilizados para treinar o algoritmo (conjunto de treino) são uma amostra randomizada do conjunto de dados completo. Deste modo, a principal diferença entre uma *random forest* e uma árvore de decisão normal é o facto de as variáveis de input consideradas para a divisão de cada nó serem um subconjunto aleatório de todas as variáveis, ao invés da escolha de uma variável apenas para cada ponto de divisão. Esta opção metodológica permite reduzir o enviesamento a favor dos fatores com maior influência na variável alvo, permitindo a fatores secundários desempenharem um papel no modelo preditivo. Neste arquétipo efetua-se uma média dos resultados dos nós terminais das várias árvores criadas, sendo esta a estimativa do modelo.

Nem sempre a mera avaliação da taxa de acerto do classificador pode ser suficiente, ou seja, uma taxa de acerto de 90% pode não ser aceitável em determinados contextos, dado que o custo associado a determinadas decisões impacta na vida do indivíduo. A área da saúde constitui-se como um paradigma desta realidade porque o custo de não detetar um problema de saúde num cidadão é superior a detetar um falso problema. Por este motivo é importante construir uma matriz onde sejam identificados todos os casos possíveis de classificação e as respetivas ocorrências, por exemplo número de falsos alarmes, alertas não acionados. Desta forma será possível compreender em que medida um classificador reconhece as diferentes classes (Han & Kramber, 2006). Nestes casos, utiliza-se a matriz de confusão, analisando o desempenho do classificador. Nestes termos, o desempenho do classificador é função da sua capacidade para reconhecer os verdadeiros positivos, os falsos positivos, os verdadeiros negativos e os falsos negativos.

2.8. DATA MINING EM SAÚDE

Apesar da medicina ser uma ciência secular, somente em 1662 surgiu a primeira publicação onde se realizou uma análise estatística na saúde (Graunt, 1939). Porém, teria que se esperar perto de 200 anos até que Florence Nightingale, enfermeira pioneira dos cuidados de enfermagem da era moderna, se queixou, nas suas notas, que a falta de registos ou a sua desorganização impedia a análise quer dos custos quer da efetividade dos tratamentos, para se passar a encarar a importância dos registos e da sua análise para a melhoria das respostas em saúde (Nightingale, 1863). Em 1854, o epidemiologista John Snow ao cartografar, no mapa das ruas da cidade de Londres, os focos de cólera inaugurou a prática do uso de informação concreta como instrumento de apoio à tomada de decisão médica (Tufte, 1997).

O setor da saúde, pelas características que lhe são associadas, constituiu-se como uma das primeiras áreas a utilizar as tecnologias de informação e comunicação (TIC), já que estas se constituíram como um elemento fundamental para a promoção de cuidados de saúde mais seguros, eficientes e acessíveis (Espanha, 2010). De tal modo é a sua importância que Cios et al., (2002) calculava, já no início do milénio, que um terço da população mundial dispunha, de algum modo, de informação de saúde em formato digital. Hoje é expectável que com a evolução que as TIC têm observado, que esse número esteja, naturalmente, largamente ultrapassado.

Diariamente, no desenvolvimento das suas atividades, as entidades prestadoras de cuidados de saúde procedem ao registo em *Data warehouses*, mais ou menos estruturados, de dados provenientes quer da sua atividade quer dos seus utentes (Lavrac, 1999). Esses registos, efetuados sob diferentes formatos, cobrem desde os aspetos administrativos -recursos financeiros, humanos e materiais, aos clínicos e constituem-se como instrumentos de auxílio à gestão (Benson, 2002) e à promoção de práticas clínicas baseadas na evidência (Stolba et al., 2007).

Porém, à medida que esses repositórios se vão alargando em volume, abrangência e tipo de formato, torna-se indispensável a procura de novos métodos que, alternativos à clássica estatística, possibilitem a exploração de todo esse manancial de dados. (Lavrac, 1999).

Por estas razões, é que a DM tem tido um crescimento notável no campo da saúde, já que pela DCBD se antecipa o surgimento de novas abordagens, tanto para a promoção da melhoria do desempenho clínico (Esfandiari, et al., 2014), como também no auxílio à mudança organizacional, reduzindo custos e redesenhando processos laborais presentes nas organizações prestadoras de cuidados de saúde (Jothi et al., 2015).

Ora, este potencial desenvolve-se tanto na área da gestão administrativa (combate à fraude, promoção da eficiência na alocação dos recursos, previsão do comportamentos dos utentes, conhecimento dos processos críticos à operação da gestão e seu eventual redesenho), como na área clínica -contributo para a avaliação da efetividade dos tratamentos, geração de *guidelines* suportadas na evidência, estudos epidemiológicos, farmacológicos e genéticos (Koh et al., 2005) (Rojas et al., 2016).

Pese embora se anteveja esta enorme amplitude de áreas onde o DCBD poderá trazer enormes benefícios ao setor, na verdade os processos de DM aplicados à área da saúde têm privilegiado a área clínica, sendo os de carácter organizacional ainda residuais (Rojas et al., 2016). Na área clínica, segundo Jothi et al., (2015), os métodos preditivos de DM, baseados nos algoritmos de *Machine Learning*, são particularmente promissores já que se constituem em sistemas com enormes potencialidades no diagnóstico e prognóstico dos utentes, ou seja, ao serem capazes de estabelecer modelos de previsão de resultados constituem-se em sistemas de apoio à decisão clínica (Bellazzi et al., 2008).

No entanto, a implementação destes modelos enferma de algumas condicionantes porque, para além de necessitarem de serem simples, até para facilitar a sua comunicação na relação médico/utente, devem também dispor de valores de precisão, especificidade e sensibilidade

adequados. Porém, enquanto os processos de DM privilegiam a precisão, na medicina preferem-se algoritmos que apresentem altas taxas de sensibilidade -capacidade do teste em identificar positivamente um caso como verdadeiro positivo e de especificidade -capacidade do teste em identificar um caso como verdadeiro negativo em detrimento da precisão, já que a formulação de diagnósticos médicos, aplicados individualmente, assenta numa análise hipotética do fenómeno em análise (Cios et al., 2002) (Lavrac, 1999). Deste modo, a sensibilidade constitui-se como principal vetor de deteção, o qual se procura maximizar. Nesse caso, se o objetivo passar por se tentar aumentar a sensibilidade, o algoritmo deve tentar melhorar a sua capacidade em detetar o número correto de classificações positivas. Por outro lado, se se pretender aumentar a especificidade, o algoritmo deve tentar melhorar a sua capacidade em classificar corretamente o número de casos negativos, diminuindo o número de classificações incorretas de casos negativos em positivos para minimizar a probabilidade de se estabelecerem falsos alarmes (Lavrac, 1999).

Levantam-se ainda outras questões que obstaculizam à implementação dos processos de DM na área da saúde, sobretudo na área clínica. A mais complexa consiste no facto de, apesar da evolução a que se tem assistido no domínio das TIC, 80%¹⁵ da informação presente nos processos clínicos continua a ser heterogénea, variável ao longo do tempo, vertida em processos pouco estruturados –muitas das vezes manuscritos em papel e gerada a partir da interpretação *ad hoc*, como resultado do cruzamento entre vários tipos de fontes, tais como imagens, anamneses e análises clínicas (Cios et al., 2002) (Rojas et al., 2016), embora tenha, nos últimos anos, havido progressos assinaláveis, sobretudo com a aplicação de algoritmos de *deep learning* que, através da análise de big data, procura conciliar os diferentes tipos de dados, de modo a gerar novos conhecimentos (Jiang et al., 2017).

Por fim a estes obstáculos somam-se, ainda, os legais, decorrentes da necessidade de haver regras no acesso a dados individuais aos da natureza dos dados, que estando presentes em diferentes semânticas e formatos, condiciona a sua agregação e conversão em modelos matemáticos (Jiang et al., 2017). Finalmente, emergem ainda as barreiras éticas porque desenvolver modelos preditivos no campo dos diagnósticos, utilizando para tal a informação do DNA, em conjunto com outra, levanta problemas éticos porque estigmatiza, à partida, o cidadão alvo desses diagnósticos (Cios et al., 2002).

¹⁵ <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2016/02/16/how-big-data-is-transforming-medicine/2/#664b6a466abe>

2.9. DATA MINING APLICADA AO SERVIÇO DE URGÊNCIA

Para Ong *et al.*, (2009) a procura dos serviços de urgência não são um evento aleatório e inesperado, antes pelo contrário resultam de condições que se manifestam através de padrões e de tendências observáveis ao longo do tempo. Para a construção desses padrões e tendências concorrem tanto fatores temporais e/ou sazonais como pessoais e comportamentais. Estas situações podem implicar um desequilíbrio entre a magnitude da sua procura e a capacidade dos serviços em lhes responder satisfatoriamente, já que misturam aspetos quantitativos, por exemplo: épocas gripais, com qualitativos, desenvolvidos a partir de crenças e percepções individuais. Apesar deste contexto, para Boyle *et al.*, (2010) é possível realizar previsões para a procura dos serviços de urgência com uma precisão mínima de cerca de 90%.

Tipicamente o funcionamento dos serviços de urgência desenrola-se nas seguintes etapas (Graham *et al.*, 2018).

1. Indivíduo desloca-se ao serviço de urgência;
2. Recolha de dados administrativos;
(após apresentação do utente por vontade própria ou referenciado)
3. Atribuição do nível urgência;
(após aplicação do fluxograma pré-determinado pelo sistema de triagem);
4. Espera pela consulta;
(de acordo com o nível de gravidade do caso);
5. Administração de cuidados e, se necessário, realização de meios complementares de diagnóstico e terapêutica;
5.1. Análise dos resultados dos exames, eventualmente, realizados.
6. Encerramento do episódio;
(decisão de alta ou internamento).

Durante este percurso os diversos intervenientes procedem à recolha de vários dados, sejam administrativos, habitualmente mais estruturados, ou clínicos, quase sempre menos estruturados e mais dispersos (Graham *et al.*, 2018).

Ao ter acesso a este manancial de dados, em contínuo crescimento de volume e qualidade, o DM conserva um enorme potencial de desenvolvimento como sistema de apoio à decisão, quer nas dimensões tática quer estratégica dos serviços de urgência, sobretudo nos vetores da

modelação preditiva, na monitorização do utente e nas atividades desenvolvidas no serviço de urgência (Liu et al., 2018) (Graham et al., 2018).

Mediante a utilização dos dados administrativos, permite-se identificar as situações estranguladoras ao seu normal funcionamento, possibilitando, desse modo, aos gestores empreender ações atinentes à alavancagem da eficiência destes serviços, isto é, ajudam, através de modelos preditivos, a identificar/compreender o comportamento dos seus recursos e dos utentes, ou seja, promove a análise à performance do serviço (Ceglowski et al., 2005). Já no domínio clínico procura-se construírem-se modelos de apoio à decisão clínica com o intuito de aumentar a sua efetividade (Bellazzi et al., 2008).

Normalmente, uma das estratégias para contribuir para o aumento da eficiência dos serviços de urgência passa pela previsão da sua procura, através da aplicação de modelos de DM, ao longo de 3 fases sequenciais (Ceglowski et al., 2005). Na primeira, procura-se analisar a procura para a compreender. Em seguida, esse conhecimento aplica-se na melhoria da resposta à procura, alinhando os serviços às suas características. Finalmente, na terceira e última fase efetua-se uma avaliação do modo de funcionamento interno dos serviços de urgência, procurando auxiliar no seu redesenho, por exemplo através da identificação dos pontos estranguladores ao seu normal funcionamento (ibidem, 2005).

Para Lines & Ash (2012) importa, dentro da necessidade de conhecer a procura de cuidados de urgência, estudar a procura não urgente não só porque esta é a principal responsável pela sobrelotação diária com que estes serviços se deparam e, consequentemente, do elevado tempo de espera, como também espelha as dificuldades de coordenação entre os diferentes níveis verticais de cuidados, nomeadamente os primários e os hospitalares.

A estas razões, Poole et al., (2016) acrescenta que é importante conhecer este tipo de procura na medida em que há uma grande probabilidade destes se transformarem em utilizadores frequentes dos serviços e consequentemente responsáveis pela absorção de grande parte dos recursos afetos aos serviços de urgência.

Porém, os métodos para prever este tipo de procura não se encontram devidamente estudados (McCarthy et al., 2008), sobretudo porque o conhecimento dos preditores que se encontram na sua base ainda são pouco conhecidos (Lines & Ash, 2012) e porque o seu estudo deve resultar de análises multifatoriais (Pines et al., 2013).

Pese embora os modelos de previsão da procura dos cuidados de saúde possam ser afetados por circunstâncias que afetam a sua robustez (Wiler et al., 2011), tem havido, muito

recentemente, um esforço muito grande na aplicação dos processos de DM na construção de modelos preditivos que possam melhorar a capacidade de antever a procura dos serviços de urgência. Esses modelos que têm recorrido, sobretudo, à exploração da informação através das técnicas da regressão logística, das árvores de decisão ou do *gradient boosted machines* e procuram criar uma ferramenta de apoio clínico no sentido de prever as admissões ao serviço de urgência (Liu et al., 2018).

Esteban et al., (2015) utilizou o algoritmo CART na construção de uma árvore de decisão desenvolvida através da sua partição recursiva com o objetivo de prever a mortalidade, no curto prazo, de utentes após serem objeto de atendimento nos serviços de urgência. Conclui que uma das mais importantes vantagens deste algoritmo sobre os modelos lineares ou aditivos é o de não necessitar de qualquer nexo de causalidade pré-estabelecida na relação entre preditores e resultado, ou seja, o CART permite incorporar e produzir interações entre preditores e resultado à priori não conhecidos e, mesmo assim, produzir resultados muito mais fiáveis que, por exemplo, a regressão logística.

Goto & Maeda (2013) implementaram uma árvore de decisão para estimar os resultados em pacientes após paragem cardíaca desenvolvida fora do hospital, logo após a chegada ao serviço de urgência. Com o seu modelo, procuraram implementar um processo fiável, contudo simples de entender e de ser, rapidamente, adotado pelos serviços de urgência na gestão do ciclo de doença coronária.

Hong et al., (2018) considera que, embora já haja algumas técnicas de DM aplicadas à previsão dos atendimentos dos serviços de urgência, poucos são aqueles que incorporam algoritmos mais complexos, tais como o *gradient boosting* ou as redes neuronais. Deste modo propõe um modelo de previsão dos internamentos, pós atendimento no serviço de urgência, precisamente através da utilização destas técnicas, tendo concluído que a precisão entre ambas é muito similar.

La Mantia et al., (2010), através da regressão logística procurou prever as admissões hospitalares e a recorrência aos serviços de urgência, construiu um modelo de previsão, com precisão moderada, no domínio das admissões, ao contrário do modelo de previsão para o fenómeno da recorrência aos serviços de urgência. Os fatores mais importantes para o modelo preditivo das admissões foram a idade, o nível de severidade associado ao sistema de triagem, ritmo cardíaco, tensão arterial e principais queixas.

Sun et al., (2011) desenvolveu um modelo de previsão utilizando, tal como La Mantia, a regressão logística aplicada a dados administrativos, relativos a dois anos de atendimentos, para prever a probabilidade de admissão ao hospital a partir do serviço de urgência. No seu modelo, o risco prendia-se, sobretudo, com a idade, etnia, forma de chegada ao serviço de urgência e recorrência anterior às urgências. Concluí, ainda, que embora as mulheres recorram com maior frequência ao serviço, o género não constitui uma variável significativa para o modelo por si produzido.

Cameron et al., (2013) também através de um modelo de previsão baseado na regressão logística, concluiu que os preditores mais importantes eram a categoria atribuída pelo sistema de triagem, a idade, a forma de referência e a admissão no ano transato. Outras variáveis foram o dia da semana, hora de atendimento fora do horário normal. Também aqui, embora as mulheres sejam mais frequentadoras não são estatisticamente significativas para entrar no modelo.

Wang et al., (2015) usou vários algoritmos de *machine learning* para prever as admissões hospitalares a partir do serviço de urgência, comparando a precisão do *fuzzy min-max neural networks* (FMM) a outros algoritmos tais como as árvores de decisão (CART), redes neuronais (*multilayer Perception*), *random forest*, e *AdaBoost*, concluindo que os modelos mais precisos foram o *random forest* e as redes neuronais, ambos com uma precisão de 80%.

Peck et al., (2012) desenvolveram três modelos de previsão da admissão aos serviços de urgência. Um baseado na regressão logística, outro no *naive bayes* e o terceiro com base em opiniões de especialistas, tendo concluído que o modelo assente na regressão logística apresentava melhor precisão.

Lucini et al., (2017), utilizando oito algoritmos de machine learning algorithms para prever as admissões hospitalares a partir do serviço de urgência, concluiu que seis -*vector machines*, *support vector classification*, *extra trees*, *logistic regress*, *random forests*, and *multinomial naïve bayes*, apresentavam performances similares, e apenas o *AdaBoost* e as árvores de decisão registavam os piores desempenhos.

Boyle et al., (2012) utilizou o *mean absolute percentage error* -MAPE- para avaliar a precisão dos modelos de previsão de procura do serviço de urgência, tendo estabelecido que o melhor modelo apresentava um MAPE à volta de 7%.

Graham et al., (2018) para dar resposta a duas questões sequenciais: 1-criação de um modelo de previsão do internamento de pessoas que se deslocam ao serviço de urgência; 2- avaliar a

performance, entre os vários algoritmos de *machine learning* utilizados na primeira questão, aplicou, a partir dos dados administrativos existentes no serviço de urgência, três algoritmos diferentes de *machine learning*: regressão logística, árvores de decisão e *gradient boosted machines* (GBM), tendo concluído que este último apresentava a melhor performance e os dois restantes, apesar de ligeiramente inferiores, registam quase o mesmo nível de desempenho. Porém, em face da simplicidade de aplicação, funcionamento e de inferência dos resultados propõe que a escolha recaia entre a regressão logística ou a árvore de decisão em detrimento do *gradient boosted machines*.

Hu Z, et al., (2015), através da técnica de árvores de decisão *-bootstrap aggregating*, construída com o objetivo de estabelecer a probabilidade de um utilizador dos serviços de urgência voltar a ser readmitido num prazo de 6 meses concluiu que a idade, o histórico de recorrência, o diagnóstico, a presença de doença crónica, bem como a realização de MCDT se constituem como principais variáveis determinísticas para essa ocorrência.

Numa abordagem *“of the box”*, Xu et al., (2013) utilizou o método das redes neuronais para identificar e quantificar contributo das diversas variáveis para explicar a procura de cuidados urgentes por parte de cidadãos com necessidades não urgentes. Partindo da não linearidade conferida pelas RN, propriedade que lhe confere capacidade acrescida na produção de novos conhecimentos, analisou um conjunto de variáveis independentes, tais como: dia da semana, época de férias e de clima -época do ano (gripe, outono), tendo concluído que pese embora as RN possam sofrer de algumas críticas quanto ao seu modo de funcionamento, parecem ter um desempenho semelhante às técnicas usualmente utilizadas, tendo concluído que as situações não urgentes emergem essencialmente à segunda-feira e durante os surtos gripais, constituindo-se estas como as duas variáveis mais importantes para a explicação na procura de cuidados urgentes desencadeado por pessoas sem necessidades urgentes.

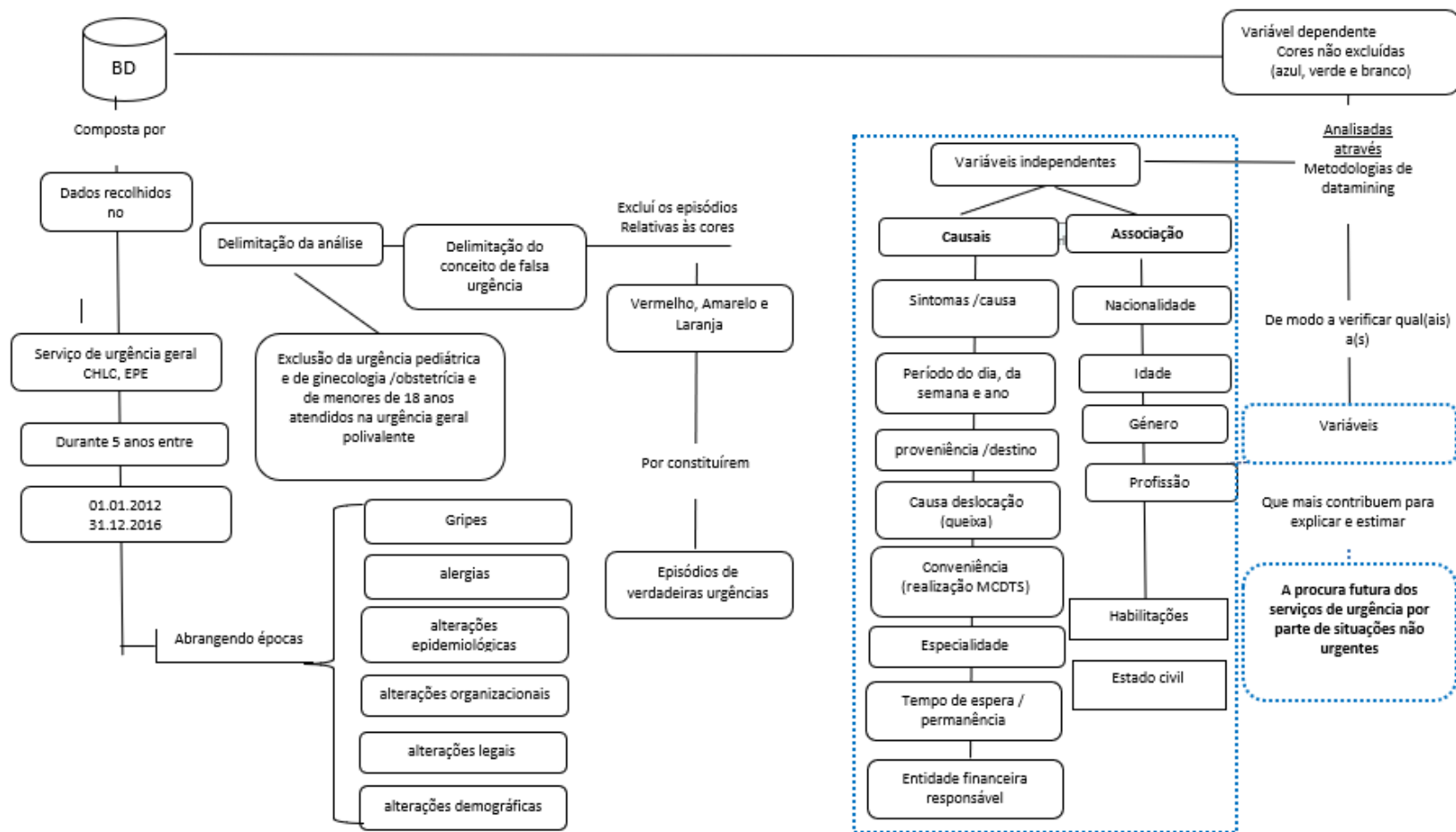


Figura 8 – Esquema conceptual da metodologia de investigação utilizada

3. METODOLOGIA

O trabalho até aqui conduzido seguirá o método de estudo de caso, já que este procura, a partir da exploração do particular tecer considerações extrapoláveis relativas ao fenómeno em análise. Este método é particularmente útil quando há, por um lado, uma grande variedade de fatores e relações e por outro quando não existem leis determinísticas que hierarquizem quais os fatores e relações mais importantes para explicar o fenómeno em estudo (Becker, 1999) (Yin, 2010).

3.1. SELEÇÃO DO CASO

A priori, na seleção do caso a estudar deve-se ter em consideração não só as características gerais que este apresenta, como também a facilidade em recolher os seus dados. Desta forma, depois de endereçados vários pedidos a entidades públicas prestadoras de cuidados de saúde, apenas o Centro Hospitalar de Lisboa Central, EPE (CHLC, EPE) se disponibilizou em ceder os dados existentes na BD do seu serviço de urgência.

Esta entidade, com sede no centro de Lisboa, responde por uma área de influência direta que se estende por 13 freguesias da cidade de Lisboa até a um segmento do concelho de Loures, num total de cerca de 360 mil habitantes, conforme os censos de 2011.

Este centro hospitalar, criado pelo DL n.º 50-A/2007 de 28 de fevereiro, resultou da integração de quatro Hospitais centrais numa única entidade. Foram eles: Hospital de Santa Marta, EPE (HSM), Hospital de Dona Estefânia (HDE), Hospital de São José (HSJ) e o Hospital de Santo António dos Capuchos (HSAC). A partir de 1 de março de 2012, conforme o DL n.º 44/2012 de 23 de fevereiro, passou a integrar, para além das quatro iniciais, também, o Hospital de Curry Cabral, EPE (HCC) e a Maternidade Dr. Alfredo da Costa (MAC).

Em termos assistenciais, o CHLC, EPE caracteriza-se por disponibilizar um serviço de urgência geral polivalente, pelo que responde pela prestação de cuidados a todo o espectro casuístico, isto é, desde os cuidados mais indiferenciados até aos mais complexos. Conta ainda com um serviço de urgência geral pediátrica e outra de Obstetrícia e Ginecologia.

Importa referir que apenas se procedeu à análise dos episódios da urgência geral polivalente, uma vez que tanto a pediátrica como a Obstetrícia/Ginecologia são orientados para

populações específicas e que, no caso da primeira não depende do utente a deslocação aos serviços de urgência.

Por fim, importa referir que a coleta e disponibilização dos dados seguiu todos os trâmites legais, nomeadamente no que respeita à proteção individual da informação, conforme cópia em anexo.

3.2. RECOLHA E SELEÇÃO DOS DADOS

Os dados a recolher deve ser orientada em função da natureza do assunto a estudar. O serviço de urgência polivalente do CHLC, EPE dispõe de uma aplicação própria na qual regista, sequencialmente, a informação administrativa relativa a cada um dos episódios de urgência (ex: hora, dia, mês, proveniência, destino, etc.). Porém, a caracterização dos utentes (idade, profissão, habilitações literárias e outros) é recolhida noutra fonte de dados, uma vez que essa informação se encontra noutra aplicação que não a utilizada para a caracterização do episódio de urgência.

A partir do momento em que o problema é reconhecido e compreendido, torna-se necessário identificar os *inputs*, relacionando-os com o *output*, de modo a criar um “padrão de exemplo” que permita estabelecer, quer o conjunto de treino quer o de teste quer, ainda, o de validação (Bação, 2006). Nesta fase determina-se ainda a quantidade de dados a recolher, sendo que quanto maior for o seu volume, mais representativo se torna o modelo, isto é, o volume de dados selecionados depende apenas, em última instância, dos recursos computacionais disponíveis, do número disponível de dados e da sua qualidade intrínseca.

Para além destas, houve, ainda, necessidade de adicionar os dados relativos à realização de MCDT por parte dos utentes.

No final, através da criação de um número de utente fictício comum a estas três BD, agregou-se a informação num único documento em formato excel, conforme o seguinte esquema:

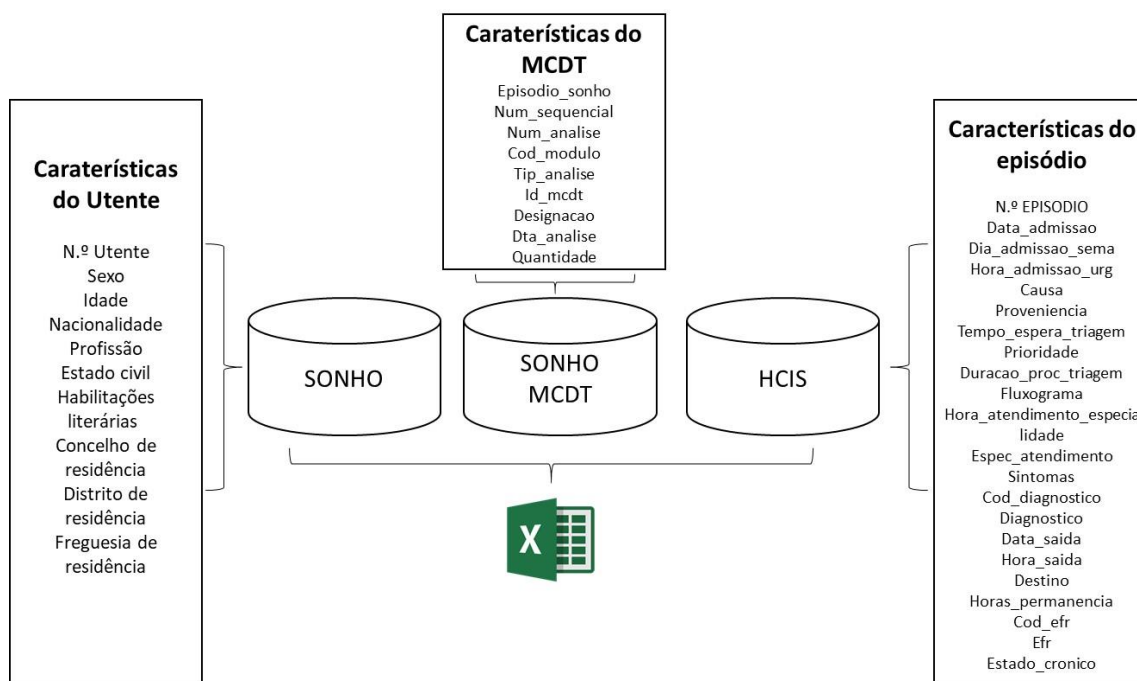


Figura 9 – Esquema das fontes de dados dos episódios de urgência
Fonte: elaboração própria, 2019

Entre 2012 e 2016 registaram-se 767.384 episódios de urgência na urgência polivalente, sendo cerca de metade relativos a cores consideradas como não urgência. Note-se que as não urgências são constituídos quase apenas por episódios de cor verde.

Prioridade/Período	2012	2013	2014	2015	2016	Total Geral
1 Vermelho	711	798	750	719	759	3 737
2 Laranja	9 537	9 587	9 039	10 053	10 364	48 580
3 Amarelo	60 139	65 059	67 931	68 251	73 405	334 785
4 Verde	80 012	76 905	73 149	66 876	65 176	362 118
5 Azul	1 448	1 363	1 239	3 048	3 990	11 088
7 Branco	3 602	1 219	929	719	606	7 075
Total Geral	155 449	154 931	153 037	149 666	154 300	767 384

Tabela 2 – N.º de episódios de urgência registados por nível de prioridade entre 2012 e 2016,
Fonte: CHL (2019)

3.3. A ABORDAGEM SEMMA

Para explorar os dados irá ser seguido o paradigma SEMMA -*Sample, Explore, Modify, Model, Assess*, desenvolvido pela empresa SAS.

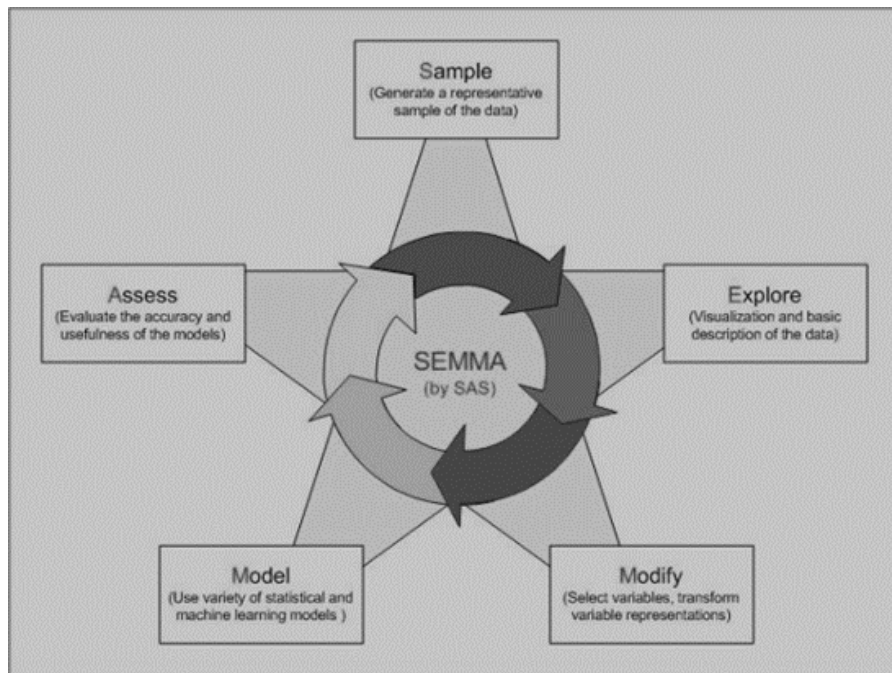


Figura 10 – Componentes do processo SEMMA

Fonte: <https://paulovasconcellos.com.br/crisp-dm-semma-e-kdd-conhe%C3%A7a-as-melhores-t%C3%A9cnicas-para-explora%C3%A7%C3%A3o-de-dados-560d294547d2>

Este modelo compreende as seguintes etapas:

- **Sample (Seleção)** – Criação de tabelas de input, partição e amostragem de dados. Amostra dos dados representativa da população, é normalmente particionada em: treino, validação e teste;
- **Explore (Exploração)** – Exploração de dados e seleção de variáveis. Ajuda a redefinir todo o processo de descoberta de conhecimento pela procura de tendências e anomalias nos dados através de técnicas estatísticas e de pré-processamento dos dados;
- **Modify (Modificação)** – Modificação e transformação de variáveis. Permite selecionar e transformar as variáveis tendo em vista o tipo de modelo utilizado, baseia-se na fase exploratória para manipular a informação. (ex. converter variáveis nominais em numéricas);
- **Model (Modelação)** – Modelação de dados. Através de modelos de DM, procura combinações na informação que melhor preveja o resultado esperado com o modelo;
- **Assess (Avaliação)** – Avaliação de resultados e comparação de modelos. Avalia os resultados obtidos através da medição da performance do processo de DM permitindo otimizar os resultados pelo ajuste do modelo.

3.3.1. Pré-Processamento dos dados

Esta fase procura *“simplificar o problema a tratar sem excluir ou danificar informação importante para a modelação e entendimento do problema”* (Bação, 2006, p. 41). Assim, procura reduzir o espaço de input, por norma elevado, utilizando no modelo apenas aqueles

que, ou através da experiência ou da sua análise, possuam melhores capacidades discriminantes no processo de DCBD

<i>Variável</i>	<i>Nº de opções</i>	<i>% de omissos</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio padrão</i>
CAUSA	17					
COD_DIAGNOSTICO	2365					
COD_EFR	259					
CONCELHO	310					
DATA_ADMISSAO_URG						
DATA_SAIDA						
DESTINO	11					
DIAGNOSTICO	2128	93.6				
DIA_ADMISSAO_SEMANA_URG	7					
DISTRITO	30					
DURACAO_PROC_TRIAGEM			0.0	01:04:00	00:02:12	00:01:36
EFR	258					
ESPEC_ATENDIMENTO	20					
ESTADO_CIVIL	4	38.5				
ESTADO_CRONICO	25	96.7				
FLUXOGRAMA	57					
FREGUESIA	2784					
HABILITACAO	12	93.3				
HORAS_PERMANENCIA			0.0	23:59:00	05:03:03	05:04:10
HORA_ADMISSAO_URG			0.0	23:59:59	13:56:43	05:40:23
HORA_ATENDIMENTO_ESPECIALIDADE			0.0	23:59:59	13:54:21	06:13:06
HORA_SAIDA			0.0	23:59:59	13:43:08	06:45:18
IDADE_ADMISSAO			0.0	115	54.2	21.1
MES_ADMISSAO	12					
NACIONALIDADE	197					
PERIODO_ADMISSAO_HORA	4					
PERIODO_EPIDEMICO_GRIPE	2					
PRIORIDADE	6					
PROFISSAO	893	75.3				
PROVENIENCIA	8					
REALIZACAO_MCDTS	2					
SEXO	2					
SINTOMAS	6					
TEMPO_ESPERA_TRIAGEM			0.0	23:30:00	00:11:42	00:13:53

Quadro 1 –Resumo estatístico das variáveis presentes no modelo de análise

3.3.1.1. Variável dependente.

A variável dependente, de natureza binária, foi construída a partir da variável prioridade, a qual se encontra subdividida em 6, tal como definido na triagem de Manchester. Deste modo, de acordo com este processo de priorização da atividade assistencial, as cores branca, azul e verde, foram consideradas como situações não urgentes¹⁶, ou seja, falsas urgências e por isso codificadas como 1. As restantes cores, assumiram o valor de 0.

3.3.1.2. Valores omissos

Intuitivamente observa-se, através de uma primeira análise das variáveis presentes no ficheiro, a existência de 5 variáveis com elevadas percentagens de valores omissos, os quais põem em causa a sua utilização no modelo de análise a implementar. Encontram-se nestes casos a

¹⁶

Conforme o próprio processo de triagem cataloga.

variáveis: *DIAGNOSTICO* (93,6%), *ESTADO_CRONICO* (96,7%), *HABILITACAO* (93,3%), *PROFISSAO* (75,3%) e *ESTADO CIVIL* (38,5%).

3.3.1.3. Outliers

Algumas variáveis dispõem de um elevado número de opções (*n.º de levels*), contendo, muitas vezes, pequenos volumes de registos, e que por isso podem ser considerados *outliers*. Nestes casos, optou-se pela agregação, normalmente através da inclusão na categoria *outros*, desses valores. Esta agregação foi sempre guiada pela preocupação em garantir que não representasse perda de informação em relação aos dados originais. Este tratamento afetou as seguintes variáveis: *REP_PROVENIENCIA*; *REP_NACIONALIDADE*; *REP_FREGUESIA*; *REP_FLUXOGRAMA*; *REP_ESPEC_ATENDIMENTO*; *REP_EFR*; *REP_DESTINO*; *REP_CAUSA* e *IDADE*

Foi ainda, fixado o limite de 100 anos para a variável idade, descartando-se todos os episódios que apresentassem valores superiores a este limite. Igualmente, rejeitaram-se 1189 registos na variável EFR porque continha dados erradamente catalogados como “agressões”. Para além destes, eliminaram-se outros referentes a outras variáveis igualmente erradamente registadas. Deste modo, foram excluídos dos 2621 dos 767.384 episódios de urgência presentes nos dados disponibilizados.

3.3.1.4. Transformação de variáveis

Para aumentar o poder explicativo de algumas das variáveis e, simultaneamente, diminuir o seu espaço de input, procedeu-se ao seu agrupamento sob a forma de classes ordinais. Genericamente, o melhor método para proceder a este agrupamento consiste na divisão das classes de acordo com os quantis. Porém, após essa divisão optou-se por realizar outra *had-hoc*, já que apresentava melhor poder discriminativo. Esta tarefa foi levada a cabo nas variáveis intervalares: *idade_admissao*; *duracao_proc_triagem*; *horas_permanencia* e *tempo_espera_triagem*. (ver anexo III)

Finalmente, houve a necessidade de, à medida que se exploravam os dados, se criarem as seguintes variáveis dummy: *MES_ADMISSAO*, *PERIODO_ADMISSAO_HORA*, intuito de diminuir o espaço de input presente na variável original e *PERIODO_EPIDEMICO_GRIPE*. No fim, o ficheiro contemplou 34 variáveis, incluindo aquela que assumiu a função de variável dependente, ou seja, a *PRIORIDADE*.

3.4. ANÁLISE DESCRITIVA

Entre 01.01.2012 e 31.12.2016, perto de 50% dos episódios registados no serviço de urgência eram falsas urgências.

NOME VARIÁVEL	FREQ. 1	% FERQ. 1	FREQ. 2	% FREQ. 2
CAUSA	Doença	84.01	Acidente pessoal	6.08
CONCELHO	Lisboa	61.52	Loures	12.76
DESTINO	Exterior nao referenciado	36.64	Ars/centro de saude	32.32
DIA_ADMISSAO_SEMANA_URG	Seg	15.88	Ter	14.59
DISTRITO	Lisboa	86.17	Setubal	5.25
EFR	Servico nacional de saude	82.31	Adse-sns	5.54
ESPEC_ATENDIMENTO	Ug medicina interna	46.59	Ug cirurgia geral	17.51
FLUXOGRAMA	Indisposição no adulto	14.20	Problemas nos membros	12.25
FREGUESIA	Marvila	9.81	Arroios	8.66
MES_ADMISSAO	Jul.	8.65	Mai.	8.57
NACIONALIDADE	Portugal	89.71	Brasil	1.94
PERIODO_ADMISSAO_HORA	08:00-13:59	36.19	14:00-19:59	34.95
PERIODO_EPIDEMICO_GRIPE	0	83.72	1	16.27
PRIORIDADE	4 verde	47.19	3 amarelo	43.62
PROVENIENCIA	Exterior	86.69	Hospitais SNS	7.64
REALIZACAO_MCDTS	0	90.27	1	9.72
SEXO	M	53.22	H	46.77
SINTOMAS	Outros	99.10	Síndrome gripal	0.77

Tabela 3 – Resumo estatístico das variáveis nominais

NOME VARIÁVEL	MÉDIA	DESVIO PADRÃO	MÍNIMO	MEDIANA	MÁXIMO
DURACAO_PROC_TRIAGEM	00:02:00	00:01:00	0	00:02:00	01:04:00
HORAS_PERMANENCIA	05:03:00	05:04:00	0	03:17:00	23:59:00
IDADE_ADMISSAO	54	21	0	54	115
TEMPO_ESPERA_TRIAGEM	00:11:00	00:13:00	0	00:08:00	23:30:00

Tabela 4 - Resumo estatístico das variáveis numéricas

De acordo com o anexo II, os episódios de urgência considerados como falsas urgências ocorridas no CHLC, detêm as seguintes particularidades: verificam-se em ambos os géneros, embora com uma pequena predominância para as mulheres (53,3%). Estes episódios são, quase exclusivamente, desencadeados por cidadãos nacionais (89,7%), em média com 54 anos, e residentes no concelho de Lisboa (61,6%), sendo 71% oriundos da sua área de influência direta com especial incidência em 4 freguesias (Marvila, Arroios, Olivais e Penha de França).

Esta proximidade geográfica encontra-se em consonância com os estudos desenvolvidos por Sarver et al., (2002), no qual o tempo de viagem, o acesso quase imediato e a localização do serviço de urgência desempenham um papel fundamental para estimular a sua procura.

Este tipo de utente dá entrada no serviço de urgência através da autorreferenciação (91%) das ocorrências. Apresenta também a doença, com 86%, como a principal causa para a procura do serviço, sendo esta financiada sobretudo pelo SNS.

Em 75% das vezes, com maior intensidade no período da manhã (08:00-13:59), deslocam-se entre as 08:00 e as 20:00, isto é, durante o período de funcionamento dos cuidados de saúde primários.

Com exceção do fim de semana, dias em que se registam menores afluências, o resto da semana apresenta, com uma ligeira inclinação para a segunda feira, com 16%, um comportamento relativamente estável, isto é, nos restantes dias úteis a afluência é quase idêntica. Embora não haja grandes oscilações em relação ao mês, denota-se que, contrariamente ao que normalmente se percebe, os meses de inverno são os que registam menor afluência, razão pela qual apenas 15% das ocorrências se registam durante o período epidémico da gripe. Estes resultados são semelhantes aos encontrados por Baker (2015).

Durante o processo de triagem, atividade de curta duração (2 minutos), o utente apresenta, quase sempre, uma sintomatologia difusa (99%). Desta forma, torna-se natural que o fluxograma mais percorrido se relacione com *problemas nos membros*, já que este representa ocorrências comuns e, raramente, um caso de perigo de vida (GPTM, 2010).

Após ser triado, aguarda, em média 12 minutos, até ser atendido por um especialista de medicina interna (45%). Em 93% das ocorrências, o médico não prescreve a necessidade de realizar qualquer MCDT, acabando por, em 82% das situações, encaminhar o utente ou para o exterior não referenciado (49%) ou para os cuidados de saúde primários (33%). Em média, um episódio de falsa urgência implica uma permanência no serviço de urgência de 03h54m.

3.4.1. Importância das Variáveis



The screenshot shows the SAS StatExplore_3 interface with a table titled 'Table: Variable Worth'. The table lists 17 variables ranked by their importance (Importance) and worth (Worth) for the target variable REP_PRIORIDADE. The variables are ranked from 1 to 17, with REP_FLUXOGRAMA being the most important.

Target	Variable	Importance	Worth
REP_PRIORIDADE	REP_FLUXOGRAMA	1	0.059264
REP_PRIORIDADE	REP_REALIZACAO_MCDTS	2	0.041507
REP_PRIORIDADE	REP_DESTINO	3	0.039707
REP_PRIORIDADE	GRP_HORAS_PERMANENCIA	4	0.035351
REP_PRIORIDADE	REP_ESPEC_ATENDIMENTO	5	0.029027
REP_PRIORIDADE	GRP_DURACAO_PROC_TRIAGEM	6	0.019804
REP_PRIORIDADE	REP_PROVENIENCIA	7	0.012259
REP_PRIORIDADE	REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA	8	0.010438
REP_PRIORIDADE	REP_CAUSA	9	0.004022
REP_PRIORIDADE	GRP_TEMPO_ESPERA_TRIAGEM	10	0.001208
REP_PRIORIDADE	REP_EFR	11	.0003324
REP_PRIORIDADE	REP_DIA_ADMISSAO_SEMANA_...	12	.0002877
REP_PRIORIDADE	REP_NACIONALIDADE	13	.0002184
REP_PRIORIDADE	REP_MES_ADMISSAO	14	.0002124
REP_PRIORIDADE	GRP_IDADE_ADMISSAO	15	.0001092
REP_PRIORIDADE	REP_PERIODO_EPIDEMICO_GRI...	16	6.757E-6
REP_PRIORIDADE	REP_SEXO	17	1.979E-6

Figura 11 – Hierarquização das variáveis por grau de importância para a variável dependente

De acordo com o programa SAS EM, 14.2, a variável independente que assume maior valor explicativo para a ocorrência de episódios de falsas urgências por parte da população da área de influência direta do CHLC prende-se com a variável REP_FLUXOGRAMA.

3.5. MODELAÇÃO DESCRITIVA

3.5.1. clusters

Antes de realizarmos a modelação preditiva, procedeu-se à análise de clusters, já que estes permitem conhecer eventuais relações entre os dados e assim, criar, através de uma modelação exploratória multivariada dos dados, grupos homogêneos, utilizando para tal critérios de similaridade ou dissimilaridade entre elas e que podem ser úteis na compreensão do fenómeno em estudo (Jain, 2010).

Os métodos de construção de *clusters* podem ser hierárquicos -obrigam ao cálculo de uma matriz de semelhança/distâncias- ou não-hierárquicos -aplicam-se diretamente sobre os dados originais, partindo de uma prévia repartição inicial dos indivíduos por um número de grupos pré-definido.

Essencial neste método são a consideração do n.º de clusters a estabelecer. Para auxiliar nesta tarefa o SAS EM 14.2 possibilita duas opções: i) definir um número fixo de *clusters* que se quer atingir, ii) o programa encontra o número de *clusters* ótimo.

O método de seleção do número de *clusters* utilizado no âmbito do presente trabalho obedeceu a um método hierárquico, o qual incorpora também algumas características do método *k-means*⁶. Trata-se do método de *Ward*. Este método não utiliza as distâncias entre *clusters* para os combinar, procura antes agregar *clusters* para que a variabilidade dentro de cada um aumente o menos possível.

Para a determinação do n.º de *clusters*, ao invés de se especificar um número prévio, seleccionou-se a opção de automático, isto é, o programa estabeleceu o número de *clusters* ótimo.

Obs	Number of Clusters	Clustering Cubic Criterion
1	15	384.198

Figura 12 - N.º de clusters presentes nos dados

Resultou assim, conforme patente na imagem supra, na formação de 15 *clusters* com a distribuição conforme o gráfico infra.

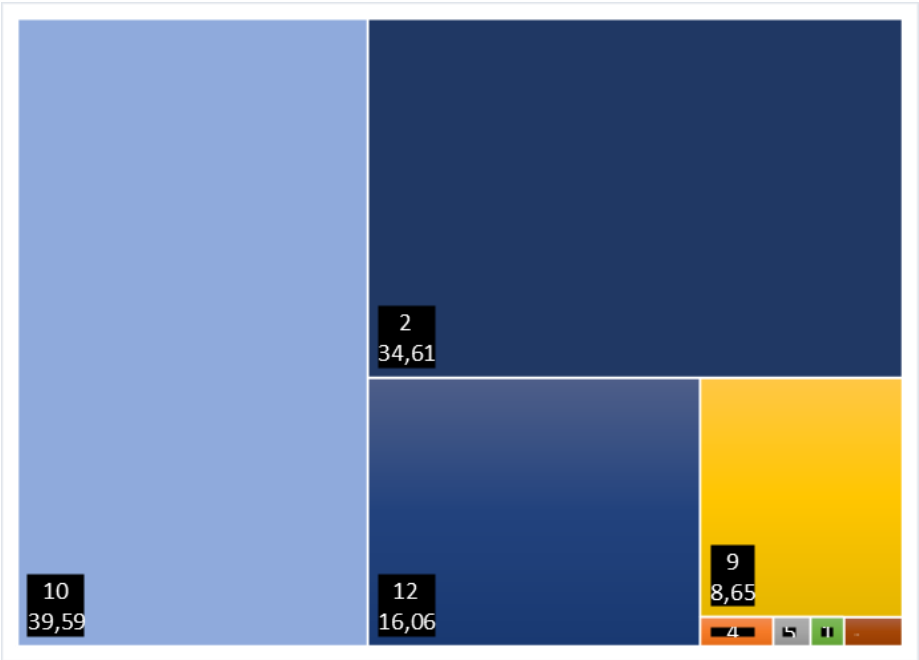


Gráfico 2 - Proporção de indivíduos presentes em cada um dos clusters

Porém, apenas 4 representam cerca de 98% do universo, ou seja, os restantes 11 detêm uma representatividade extremamente residual. Os mais representativos são o n.º 10 (39,5%), seguido pelo n.º 2 (34,6%), em terceiro o n.º 12 (16%) e o quarto o n.º 9 (8,6%).

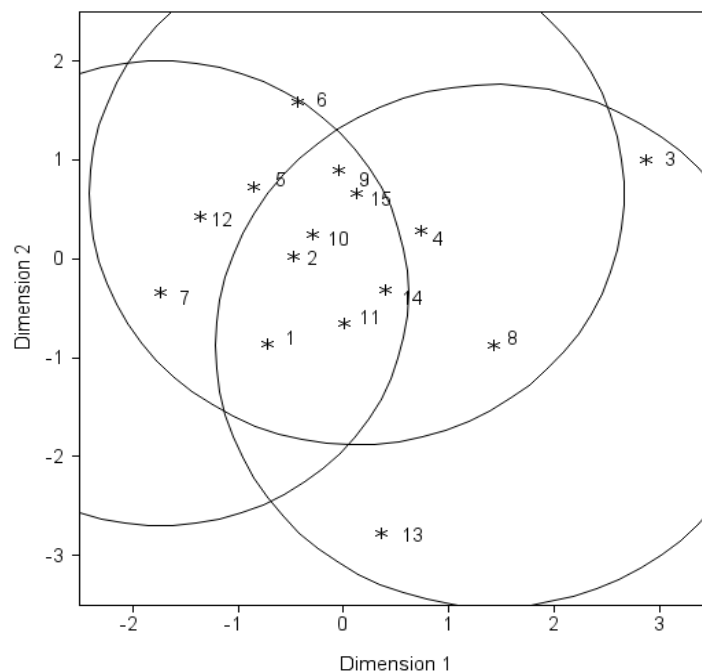


Figura 13- Visualização das distâncias entre clusters

O *cluster* n. 10 assume-se como o mais central já que gravita na sua proximidade os *clusters* n.º 2, 4, 9 e 12, responsáveis por 60% do universo, pelo que o *cluster* 10 e estes representam 99,9% do total.

O *cluster* 10 detem as seguintes especificidades: ocorrências autorreferenciadas, quase todos desencadeados por cidadãos nacionais e financiados pelo SNS. As mulheres, com uma ligeira diferença, constituem o género mais representativo. Em termos de idade, a classe entre os 55 ou mais anos constituem, com 48%, a principal faixa etária, sendo que a população acima dos 75 anos representam 24%. Apresentam-se nos serviços de urgência em qualquer mês, mas apenas em 3,4% durante os meses de janeiro ou fevereiro, isto é, quando ocorre o maior pico do inverno. Destarte, quase todos os indivíduos deste *cluster* acorrem às urgências fora do período epidémico de gripe. na sua maioria não realizam qualquer MCDT (85%).

O processo de admissão à urgência ocorre em qualquer um dos dias úteis da semana, havendo uma ligeira preferência pela segunda e terça e entre as 08:00:00 e as 19:59:59. Uma vez no serviço de urgência, o tempo de espera para a triagem implica uma demora até seis minutos e cinquenta e nove segundos. Já o processo de triagem demora, em 62%, entre um e dois minutos. Uma vez atendido pelo pessoal médico, em 62% das vezes é observado por um

especialista em medicina interna, constituindo a doença (88%) a principal causa, pelo que os principais fluxogramas utilizados são o “outro” (8%) e a “indisposição no adulto” (20%). Em 100% das ocorrências, o especialista não vê a necessidade de realizar qualquer MCDT. Depois de, em 71%, das admissões ter permanecido no serviço de urgência entre a uma a seis horas, tem como destino, em 83%, o exterior não referenciado (29%), a referência para os CSP (34%) ou o internamento (20%).

O *cluster* 2, comungando de várias das características presentes no *cluster* 10, aliás o *cluster* que lhe está mais próximo, apresenta as seguintes diferenças: exclusivamente desencadeados por cidadãos nacionais. Todos os indivíduos deste *cluster* acorrem às urgências fora do período epidémico de gripe e não realiza qualquer MCDT. Embora, uma vez atendido pelo pessoal médico seja, tal como o *cluster* 10, a ser observado por um especialista em medicina interna, também recorre a outros tal como a oftalmologia ou ortopedia. Os principais fluxogramas utilizados são “problemas nos membros” (20%) e os “problemas oftalmológicos” (14%). Depois de, em 70%, das admissões ter permanecido no serviço de urgência entre a uma a seis horas, tem como destino em 83% o exterior não referenciado (54%) ou a referência para os CSP (29%).

Já o *cluster* 12 detém as seguintes características distintas do *cluster* 10: desencadeados por nacionais em conjunto com 6% de estrangeiros, sobretudo da CPLP e em 13% financiados por seguros privados ou similares. Tal como os *clusters* 2 e 10, as mulheres, com uma ligeira diferença, constituem o género mais representativo. Em termos de idade, a classe entre os 55 ou mais anos constitui, também, a principal faixa etária. Apresentam-se nos serviços de urgência durante o período de inverno, com particular incidência nos meses de janeiro e fevereiro (84%). Apesar de todos os indivíduos deste *cluster* acorrerem às urgências durante o período epidémico de gripe, na sua maioria não realiza qualquer MCDT (83%).

O processo de admissão é similar aos *clusters* 10 e 2 nas dimensões tempos e espaço. Uma vez atendido pelo pessoal médico, em 66% das vezes é observado por um especialista em medicina interna ou de cirurgia geral, constituindo a doença (85%) a principal causa, pelo que os principais fluxogramas utilizados são: a “indisposição no adulto” (16%), “problema nos membros” (12%), “dor torácica” ou a “dispneia”, ambas com (7%). Em 83% dos episódios o especialista não vê a necessidade de realizar qualquer MCDT. Depois de, em 25% das admissões ter permanecido no serviço de urgência entre a uma a seis horas tem como destino, em 76%, o exterior não referenciado (33%), a referência para os CSP (31%) ou o internamento (12%).

Finalmente, o *cluster* 9 caracteriza-se pelos seguintes elementos diferentes dos restantes: ocorrências desencadeadas por cidadãos estrangeiros, sobretudo da CPLP (41%) e em 14% financiados por seguros privados ou similares. Neste *cluster* os homens, com uma ligeira diferença (52%), constituem o género mais representativo. Ao contrário dos outros 3 analisados, 47% da população têm uma idade relativamente baixa, isto é, até aos 34 anos. Apresentam-se nos serviços de urgência em qualquer mês, com particular incidência nos meses da primavera ou verão. Destarte, estes indivíduos não acorrem às urgências durante o período epidémico de gripe e, na sua maioria (93%), não realiza qualquer MCDT.

O processo de admissão à urgência ocorre de modo similar aos anteriores *clusters*, diferindo apenas no tempo de espera para a triagem com uma demora até 14 minutos e cinquenta e nove segundos. Já o processo de triagem demora, na maioria dos casos, entre um e dois minutos. Uma vez atendido pelo pessoal médico, em 62% das vezes é observado por um especialista em medicina interna ou de cirurgia geral, constituindo a doença (83%) a principal causa, pelo que os principais fluxogramas utilizados são a “indisposição no adulto” (13%), “problema nos membros” (12%) ou “problemas oftamológicos” (7%). Em 93% das situações o especialista não vê a necessidade de realizar qualquer MCDT. Depois de em 25% das admissões ter permanecido no serviço de urgência entre a uma a seis horas, tem como destino, em 73%, o exterior não referenciado (41%) ou a referência para os CSP (32%).

Ora, com o recurso à técnica de clusterização torna-se claro que nos encontramos em presença de uma população muito homogénea, pelo que as dissemelhanças, necessárias à clusterização, resultam de pequenas diferenças entre si.

3.6. MODELO PREDITIVO

Antes de proceder à operacionalização do modelo de análise, definiu-se o tamanho do conjunto de dados de treino e de validação. No presente caso essa repartição foi a seguinte, já que se optou por não reservar qualquer valor para o conjunto de teste.

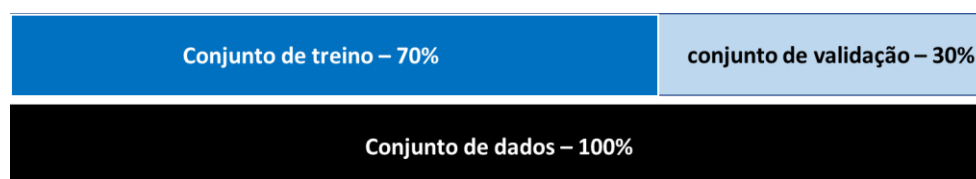


Figura 14– Repartição dos dados entre conjunto de treino e de validação

3.6.1. Seleção do método a aplicar

Nesta fase define-se quais o(s) algoritmo(s) a ser(em) aplicado(s) aos dados. Caso se pretenda desenvolver um modelo preditivo, torna-se complexo definir qual o algoritmo a utilizar, já que nenhum algoritmo é ótimo para todas as aplicações (Kibler & Langley, 1988) (Dietterich, 1997) (Schaffer, 1994). Apesar de haver bastante produção científica a fim de relacionar o algoritmo de aprendizagem com a natureza do problema a ser resolvido, ainda não é possível encontrar tal conexão (Michie et al., 1994). Uma possível solução, consiste na combinação dos resultados de vários classificadores em vez de selecionar um único classificador.

Para responder ao objetivo do presente trabalho, decidiu-se utilizar o algoritmo das árvores de decisão já que estas são conhecidas pela sua precisão e robustez e facilidade de visualização e interpretação (Quinlan, 1986) (Lewis, 2000). Deste modo, foram construídas 3 árvores de decisão para responder às questões a) e b) antes definidas na secção dos objetivos.

A primeira, através da seleção e poda automática das variáveis presentes nos dados da urgência geral do CHCL, EPE, já que este método é capaz de medir a importância das variáveis para um determinado conjunto de dados (Breiman, 2001). Deste modo, estas árvores podem ser utilizadas como modo de seleção das variáveis mais relevantes para poderem ser utilizadas em modelos de árvores de decisão posteriores¹⁷.

A segunda, com as variáveis resultantes da análise das tabelas de contingência e do coeficiente de correlação, como metodologia para diminuir o espaço de input, tentando desse modo melhorar o desempenho da árvore.

Finalmente, a terceira foi construída a partir da seleção das variáveis resultantes da percepção empírica¹⁸ manifestada por interlocutores com funções de gestão ou de prestação de cuidados de saúde, sobre o fenómeno em análise (Peck *et al.*, 2012).

O algoritmo escolhido foi o C4.5, da autoria de Quinlan é uma evolução do ID3. Em 2008, foi considerado como um dos 10 melhores algoritmos¹⁹ de data mining. Como antes referido, entre as melhorias encontra-se o facto de lidar com atributos contínuos e discretos ou com

¹⁷ <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4466856/pdf/sap-27-02-130.pdf>

¹⁸ Recolhida através de consulta de entrevistas publicadas em jornais, tais como: <https://observador.pt/especiais/enchente-nas-urgencias-hospitalares-porque-e-que-isto-se-repete-e-como-se-resolve/> ; <https://observador.pt/explicadores/caos-nas-urgencias-o-que-se-esta-a-passar-nos-hospitais-portugueses/#%C3%89%20assim%20todos%20os%20anos%20Ou%20este%20ano%20est%C3%A1%20particularmente%20mais%20grave?>

¹⁹ Top 10 algorithms in data mining. Knowledge and Information Systems. 14. 10.1007/s10115-007-0114-2.

dados com atributos incompletos. Para efeitos da poda, o C4.5 retrocede pela árvore quando esta é criada e tenta remover ramificações que não ajudam no processo de decisão, substituindo estes ramos por nós folha.

Pseudo código do algoritmo:

- 1- Verificar por casos básicos acima;
- 2- Para cada atributo A ;
 - 1- Encontrar a razão do ganho da informação normalizado pelo particionamento em A
- 3- Seja A_{maior} o atributo com maior ganho da informação normalizado;
- 4- Crie um nó de decisão que particiona o conjunto de dados em A_{maior} ;
- 5- Repetir nos subconjuntos obtidos através da divisão em A_{maior} e adicione esses nós como filhos de nó.

Train	
Variables	
Splitting Rule	
Interval Target Criterion	Variance
Nominal Target Criterion	Entropy
Interval Bins	100
Minimum Distance	0.01
Significance Level	0.2
Bonferroni	No
Missing Values	Largest
Use Input Once	No
Maximum Branch	2
Maximum Depth	10
Minimum Categorical Size	5
Node	
Leaf Size	5
Surrogate Rules	0
Validation	
Create Validation	No
Validation	0.15
Partition Seed	12345
Split Search	
Exhaustive Search Comparisons	500000
Fast Search Comparisons	1000000
Subtree	
Subtree Method	C4.5
Selection Method	Automatic
Confidence	0.25
Nominal Target Assessment	Entropy
Minimum Subtree	No
Assessment Threshold Value	1.0
Number of Leaves	1
Cross Validation Folds	10
Cross Validation Seed	12345

Figura 15 – Parâmetros comuns às 3 árvores de decisão

3.6.2. Resultados

3.6.2.1. Árvore decisão #1



Figura 16 – Estrutura da árvore de decisão # 1

A taxa de erro de classificação nesta árvore foi de 0,30316 no conjunto de validação. Para melhor detalhe aconselha-se a visualização desta árvore no anexo V.

3.6.2.1. Árvore decisão #2

Seleção das variáveis

Atendendo ao elevado nº de variáveis consideradas como as mais determinantes para a explicação das falsas urgências (17), torna-se fundamental procurar reduzir o seu número com o fito de estabelecer um modelo o mais eficiente possível. Atendendo à natureza das variáveis em presença, quase todas de carácter nominal, socorremo-nos da análise das tabelas de contingência. No entanto, foram empregues ainda modelos de correlações para as variáveis intervalares.

Em relação às tabelas de contingência, procurou-se testar, através do qui-quadrado, a independência entre variáveis nominais. Este teste permite testar a independência entre duas variáveis, isto é, inferir sobre a existência ou inexistência de relação entre as elas. Caso o valor do teste seja inferior ao de p , normalmente fixado em 0,05, rejeita-se a hipótese de independência (H_0 ou hipótese nula) e assume-se a dependência das variáveis em análise, isto é, H_1 , também apelidada de hipótese alternativa.

Iremos, portanto, recorrer a métodos estatísticos não-paramétricos, já que se afigura como o mais apropriado para empregar em testes nos quais não se conhece bem a distribuição da população e dos seus parâmetros. Nesta esteira, os “métodos ou testes não paramétricos” não visam testar ou estimar parâmetros de uma dada distribuição, mas sim estudar o ajustamento de certas funções aos dados, averiguar a independência ou comparar duas ou mais distribuições (Oliveira, T., 2004).

Para realizar estes testes, utilizou-se o comando **proc freq** com a seguinte estrutura:

```
ods graphics on;
proc freq data=EMWS2.META_TRAIN ORDER=FREQ;
    table variável1* variável2 /chisq;
run;
ods graphics off;
```

Deste modo, a tabela ordenou a apresentação dos dados de acordo com a frequência das observações

Variáveis	Teste χ^2
REP_FLUXOGRAMA / REP_REALIZACAO_MCDTs	<.0001
REP_FLUXOGRAMA / REP_CAUSA	<.0001
REP_FLUXOGRAMA / REP_ESPEC_ATENDIMENTO	<.0001
REP_REALIZACAO_MCDTs / REP_DESTINO	<.0001
REP_PROVENIENCIA / REP_DESTINO	<.0001
REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA / REP_REALIZACAO_MCDTs	<.0001
REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA / REP_PROVENIENCIA	<.0001
REP_DIA_ADMISSAO_SEMANA_URG / REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA	<.0001
REP_CAUSA / REP_REALIZACAO_MCDTs	<.0001
REP_NACIONALIDADE / REP_EFR	0.0210
REP_SEXO / REP_CAUSA	0.7196
REP_PERIODO_EPIDEMICO_GRIPE / REP_REALIZACAO_MCDTs	<.0001
	<.0001

Tabela 5 – Valor obtido no teste do qui-quadrado

Com exceção para as relações entre as variáveis REP_SEXO /REP_CAUSA e REP_NACIONALIDADE/REP_EFR, cujo valor de obtido no teste do qui-quadrado, é > ao valor de p , pelo que demonstram ser independentes entre si, todas as outras relações entre variáveis, ao apresentarem valores < ao valor de p , demonstram o contrário, isto é, são dependentes entre si.

Já em relação às variáveis *GRP_HORAS_PERMANENCIA*, *GRP_DURACAO_PROC_TRIAGEM* e *GRP_TEMPO_ESPERA_TRIAGEM*, sendo de natureza numérica foram agrupadas em classes ordinais, tendo-se testado a sua correlação com base no coeficiente de correlação de *Spearman*.

	GRP_HORAS_ PERMANENCIA	GRP_DURACAO_ PROC_TRIAGEM	GRP_TEMPO_ ESPERA_ TRIAGEM
GRP_HORAS_PERMANENCIA	1.00000	0.24996	0.04924
Grouped: HORAS_PERMANENCIA		<.0001	<.0001
GRP_DURACAO_PROC_TRIAGEM	0.24996	1.00000	0.00634
Grouped: DURACAO_PROC_TRIAGEM	<.0001		<.0001
GRP_TEMPO_ESPERA_TRIAGEM	0.04924	0.00634	1.00000
Grouped: TEMPO_ESPERA_TRIAGEM	<.0001	<.0001	

Figura 17 – Output do coeficiente de correlação de *Spearman* para as variáveis de classe

A correlação existente entre as variáveis é pouco expressiva. Contudo, à luz da experiência, decidiu-se não incluir a variável *GRP_TEMPO_ESPERA_TRIAGEM* porque, para além de deter o menor valor de importância das três variáveis, encontra-se, de algum modo, refletido no tempo de duração do episódio de urgência, vertido na variável *GRP_HORAS_PERMANENCIA*.

Atendendo a estes resultados, as variáveis selecionadas para incluir no modelo das árvores de decisão foram as seguintes: *REP_FLUXOGRAMA*; *REP_DESTINO* *GRP_IDADE_ADMISSAO*; *GRP_HORAS_PERMANENCIA*; *REP_CAUSA*; *REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA*; *GRP_DURACAO_PROC_TRIAGEM* e *REP_REALIZACAO_MCDTS*.

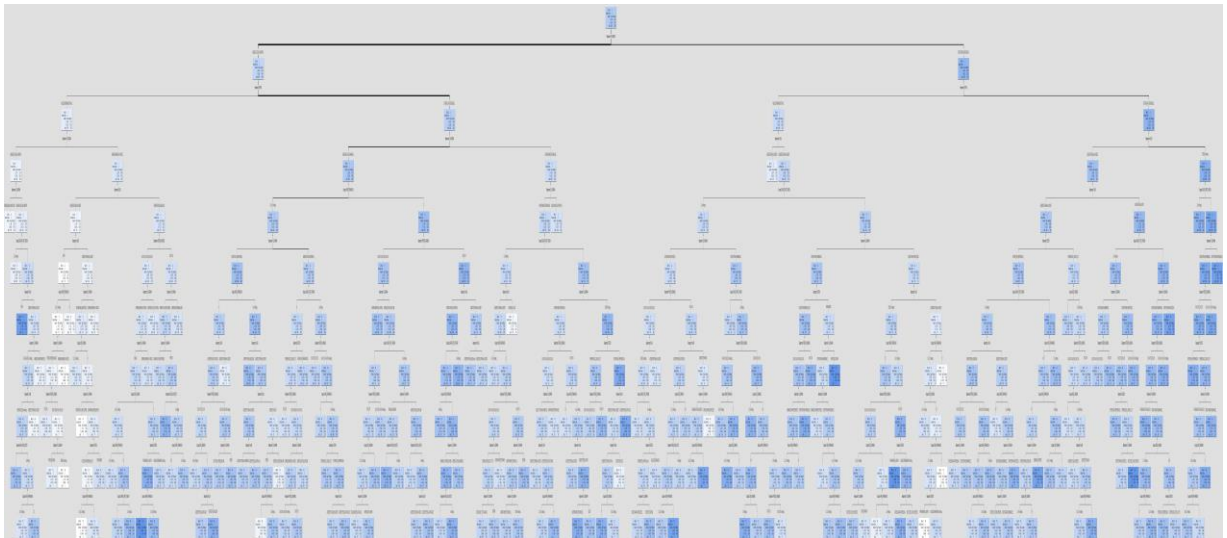


Figura 18 – Estrutura da árvore de decisão # 2

A taxa de erro de classificação nesta árvore foi de 0,315433 no conjunto de validação. Também esta árvore pode ser vista com maior detalhe no anexo V.

3.6.2.2. Árvore de decisão # 3

A árvore n.º 3 resulta da recolha da perceção empírica sobre razões para a existência das falsas urgências, manifestadas por pessoas com funções de direção e/ou de realização de trabalho nas unidades prestadoras de cuidados de saúde. Nestes termos, foram seleccionadas as seguintes variáveis para incluir no modelo das árvores de decisão: REP_DESTINO; GRP_HORAS_PERMANENCIA; REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA; REP_CAUSA; REP_PROVENIENCIA; REP_REALIZACAO_MCDTS; REP_PERIODO_EPIDEMICO_GRIPE; REP_MES_ADMISSAO e REP_FREGUESIA.



Figura 19 – Estrutura da árvore de decisão # 3

Nesta árvore a taxa de erro na classificação no conjunto de validação foi de 0,356939, pelo que apresenta a maior taxa de erro das três árvores. Também esta árvore, tal como as anteriores, pode ser vista com maior detalhe no anexo V.

3.6.3. Seleção da árvore de decisão

Após análise das três árvores de decisão, constata-se que a primeira apresenta o menor valor da taxa de erro associado à classificação das falsas urgências, pelo que, naturalmente, será a escolhida como a que melhores resultados. Esta taxa (*misclassification rate*) consiste na percentagem de previsões erradas da árvore de decisão e é útil, sobretudo, quando estamos em presença de decisões binárias.

Nome variável	N.º de regras de divisão	Importância-conj. treino	Importância-conj. validação	Rácio Importância Validação / Treino
REP_FLUXOGRAMA	33	1	1	1
REP_DESTINO	17	0,676033151	0,687581833	1,017083012
REP_ESPEC_ATENDIMENTO	34	0,365344612	0,37201284	1,018251886
GRP_DURACAO_PROC_TRIAGEM	22	0,286765039	0,282984861	0,986817855
REP_CAUSA	15	0,285116992	0,281023387	0,985642368
GRP_HORAS_PERMANENCIA	25	0,234877667	0,230713447	0,982270683
REP_PROVENIENCIA	17	0,20419902	0,193200972	0,946140544
REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA	17	0,162519068	0,147546732	0,907873358
REP_REALIZACAO_MCDTS	4	0,06655707	0,059084307	0,887723979
REP_FREGUESIA	19	0,054997378	0,01835382	0,333721726
REP_MES_ADMISSAO	16	0,049778477	0,019866956	0,399107353
REP_DIA_ADMISSAO_SEMANA_URG	13	0,043091508	0,022864343	0,530599734
GRP_IDADE_ADMISSAO	9	0,033932884	0,005410488	0,159446758
GRP_TEMPO_ESPERA_TRIAGEM	3	0,020190836	0	0
REP_PERIODO_EPIDEMICO_GRIPE	2	0,014468074	0,016431557	1,135711426
REP_EFR	1	0,009292631	0	0
REP_SEXO	1	0,00105973	0	0
REP_NACIONALIDADE	0	0	0	0

Tabela 6 – Variáveis mais importantes presentes na árvore de decisão # 1

Como se pode observar no quadro supra, entre todas as variáveis utilizadas no modelo, apenas 3 apresentam valores de importância por nós considerados relevantes ($\geq 0,3$), ou seja, as variáveis mais importantes para caracterizar os episódios de falsas urgências ocorridos pelos

habitantes da área de influência direta do CHLC, encontram-se relacionadas com o fluxograma utilizado no serviço de urgência, a especialidade e o destino.

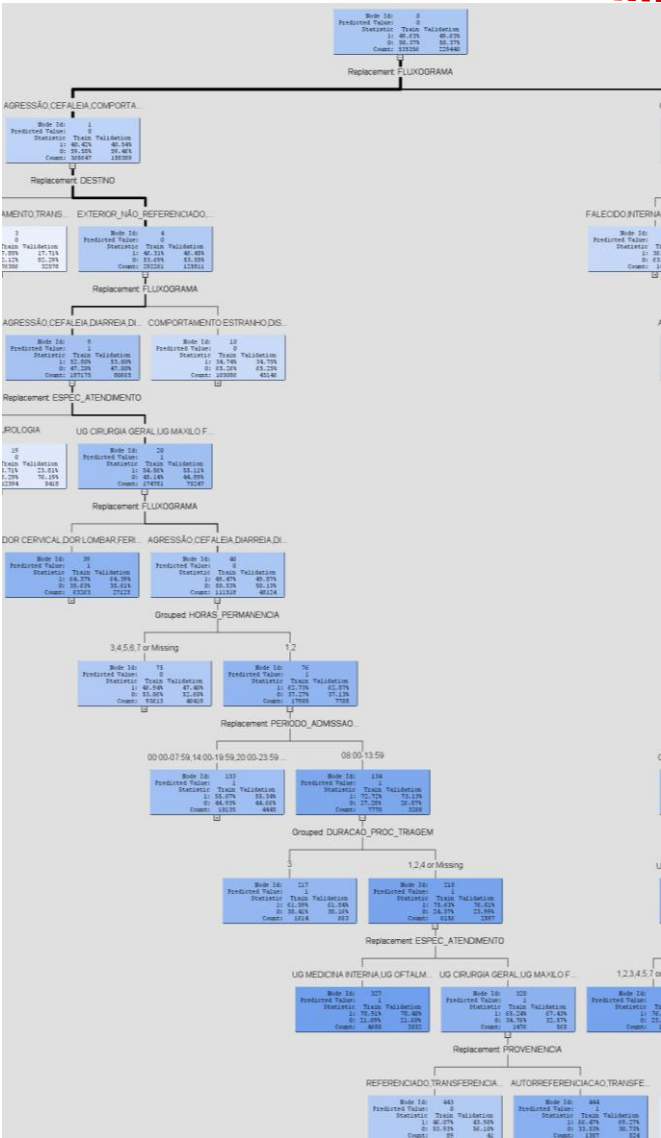
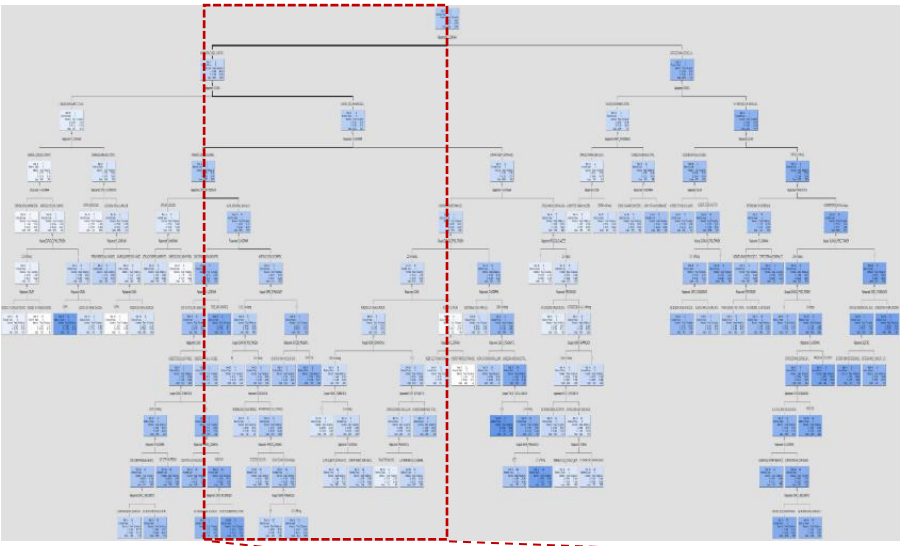


Figura 20 — Fluxo da árvore de decisão # 1

O fluxo em destaque tem, no seu primeiro ramo, uma probabilidade de ocorrer em 69% dos episódios. A variável fluxograma constitui-se como a raiz na divisão da árvore. O primeiro ramo é composto pelo destino, o segundo, novamente o fluxograma, o terceiro a especialidade, o quarto, novamente, o fluxograma. O quinto as horas de permanência e o último, o período de admissão. Já o fluxo do lado direito, em que o primeiro ramo dispõe de uma probabilidade de 31% de ocorrer apresenta o seguinte fluxo: fluxograma, destino, causa, proveniência, duração processo de triagem, especialidade de atendimento.

3.6.3.1. Poda da árvore

O algoritmo, ao funcionar em modo recursivo, divide continuamente os dados do conjunto de treino em subconjuntos até que estes estejam completamente puros. No entanto, esta tarefa de divisão permanente pode originar uma subdivisão excessiva dos nós até que, no limite, contenham apenas uma observação. Ora, neste caso, este fenómeno conhecido como *overfitting*, situação que dificulta a criação de regras generalizáveis, é necessário efetuar a poda da árvore. Para podar, o algoritmo simula, num processo repetido, a remoção de todos os nós, para depois escolher qual o nó que irá ser “podado”, pelo que, medindo a performance no conjunto de validação é possível perceber qual o nó que, quando removido, traz uma maior melhoria na performance da árvore.

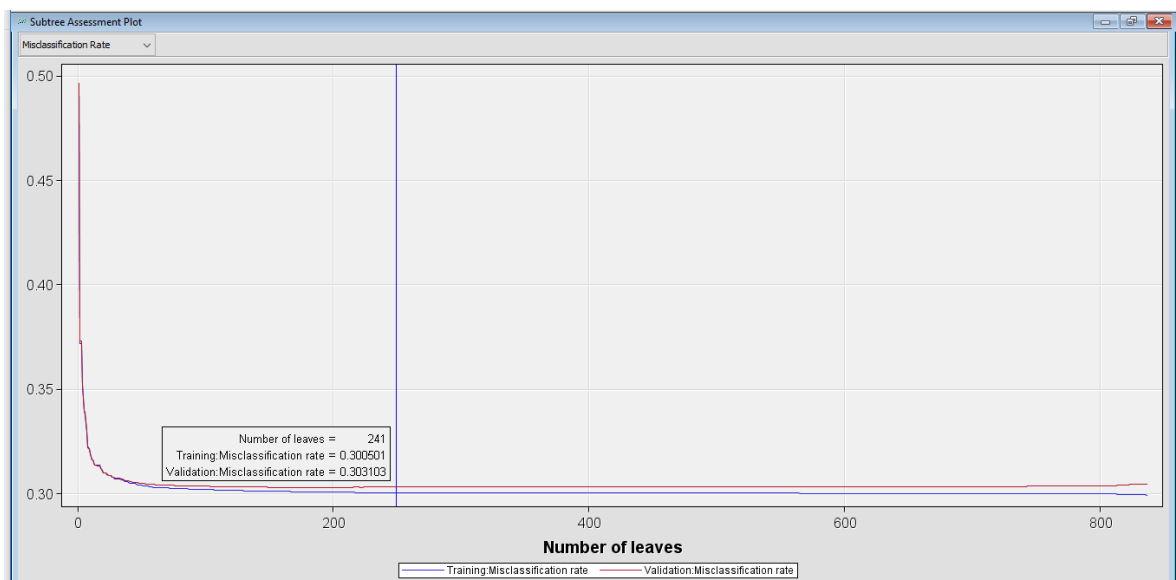


Gráfico 3 - *Subtree Assessment Plot* – identificação do número ideal de folhas

Conforme se observa na imagem supra, a poda da árvore, com recurso ao algoritmo C4.5 presente no software utilizado – SAS EM 14.2, foi realizada a partir da 241.ª folha, isto é, o algoritmo deixa de ter incrementos de performance.

Matriz de confusão

Na área da saúde o custo de uma decisão clínica pode traduzir-se num resultado trágico, razão pela qual se torna essencial avaliar o desempenho do classificador enquanto capaz de reconhecer os verdadeiros positivos, os falsos positivos, os verdadeiros negativos e os falsos negativos.

A matriz de confusão consiste numa técnica de visualização, composta por 4 eixos, onde consta os verdadeiros positivos (VP) os verdadeiros negativos (VF), os falsos positivos (FP) e os falsos negativos (FN). A partir destes é possível calcular várias medidas com vista à qualificação do grau de desempenho do classificador em causa. Entre essas medidas encontram-se a “accuracy” obtida pela fórmula $[(VP+VN)/N]$ que estabelece a taxa de classificações corretas. A sensibilidade indica a proporção de indivíduos com teste positivo na população em estudo e que possuem a doença, dada pela seguinte fórmula $[VP/(VP+FN)]$ e a especificidade estabelece a proporção de indivíduos com teste negativo na população em estudo e que não possuem a doença $[VN/(VN+FP)]$.

Indicador	Conj. Treino	Conj. Validação
“Accuracy”	0,6995121	0,696840132
Sensibilidade	0,703313786	0,699597766
Especificidade	0,695766803	0,694123347

Tabela 7 – Valores observados pela árvore de decisão # 1

Denota-se que, em face das características da população em estudo, que a diferença entre a sensibilidade e a especificidade é muito pequena, realidade que indiciar o facto de estarmos em presença de um universo muito homogéneo e, por isso, onde as diferenças são subtis. Por outro lado, estes valores de especificidade podem ser problemáticos em contexto da saúde porquanto revelam que em 30% das situações pode-se estar a classificar como falsa situações que constituem verdadeiras urgências.

3.6.4. Random forest

No presente trabalho foram ainda testados outros algoritmos de classificação, tais como o *gradient boost*, as redes neurais, o *support vector machine* e o *random forest*. Este último, com uma taxa de erro de 0.298487, apresenta o melhor desempenho, o que vai ao encontro de Wang *et al.*, (2015).

Uma *random forest* é um conjunto de várias árvores de decisão. Para este trabalho, estabeleceu-se em 100 árvores como o número máximo de árvores geradas através deste método, tendo os restantes parâmetros sido os seguintes:

Property	Value
Tree Options	
Maximum Number of Trees	100
Seed	12345
Type of Sample	Proportion
Proportion of Obs in Each Sample	0.6
Number of Obs in Each Sample	.
Splitting Rule Options	
Maximum Depth	50
Missing Values	Use In Search
Minimum Use In Search	1
Number of Variables to Consider in	.
Significance Level	0.05
Max Categories in Split Search	30
Minimum Category Size	5
Exhaustive	5000
Node Options	
Method for Leaf Size	Default
Smallest Percentage of Obs in Node	1.0E-5
Smallest Number of Obs in Node	1
Split Size	.
Score	
Variable Selection	Yes
Variable Importance Method	Loss Reduction
Number of Variables to Consider	25
Cutoff Fraction	0.01

Figura 21 – Parâmetros do random forest

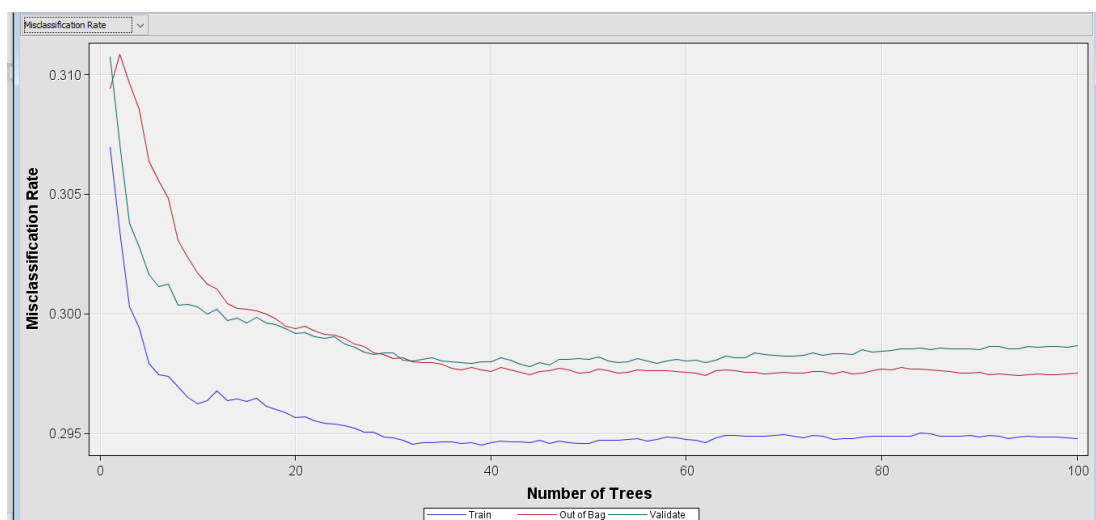


Figura 22 - Diferenças entre o conjunto de treino, validação e out of bag

A curva *Out of Bag* corresponde aos valores esperados dos erros quadrados médios para um dado subconjunto, escolhido de forma independente a partir do conjunto de dados originais empregues neste trabalho. Assim, os valores desta curva são considerados como estatísticas de decisão. Uma das mais importantes filosofias presentes no método *random forest* baseia-se na constatação de que à medida que o número de árvores aumenta a precisão do modelo segue o mesmo caminho. Esta constatação encontra-se presente na figura supra, onde é possível observar que a taxa de erro na classificação diminui com o aumento do número de árvores. No entanto, o retorno em termos de aumento de precisão do modelo diminui à medida que aumenta o número de árvores. Destarte, neste caso, a partir das 14 árvores de decisão, o retorno em termos de ganho de precisão é marginal.

A escolha das variáveis de decisão utilizadas para fazer o a separação em dois ramos é, neste método, aleatória. Para determinar a importância das variáveis foi utilizado o método redução de perda *-loss reduction*, tendo sido selecionadas as variáveis com redução de perda superiores a 0 (zero) partir do indicador *OOB gini*. Na verdade, utilizou-se esta medida já que é aquela que melhor se adapta a dados predominantemente categóricos²⁰, sendo que a escolha a partir do *out of bag* (OOB) baseia-se no facto de esta permitir tomar decisões menos sujeitas a *bias* que possam comprometer a sua precisão.

Nome variável	N.º de regras de divisão	OOB: <i>Gini Reduction</i>
REP_FLUXOGRAMA	6828	0,031187
REP_ESPEC_ATENDIMENTO	4953	0,010188
REP_DESTINO	3808	0,020227
REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA	3777	0,001986
GRP_HORAS_PERMANENCIA	3576	0,009598
GRP_DURACAO_PROC_TRIAGEM	3118	0,005102
REP_CAUSA	3060	0,006201
REP_PROVENIENCIA	2672	0,005733
GRP_TEMPO_ESPERA_TRIAGEM	1726	0,002187
REP_REALIZACAO_MCDTS	1412	3,93E-04
REP_DIA_ADMISSAO_SEMANA_URG	866	-4,74E-05
REP_MES_ADMISSAO	833	-1,77E-04
REP_PERIODO_EPIDEMICO_GRIPE	602	3,52E-04
REP_SEXO	488	-2,96E-05
REP_FREGUESIA	478	2,33E-04
GRP_IDADE_ADMISSAO	461	-3,66E-05

²⁰https://documentation.sas.com/?docsetId=emhpprcrref&docsetTarget=emhpprcrref_hpforest_details29.htm&docsetVersion=14.2&locale=en

REP_EFR	388	-1,34E-04
REP_NACIONALIDADE	378	-3,37E-05

Tabela 8 - Variáveis mais importantes presentes *no random forest*

As variáveis mais importantes são as mesmas que as identificadas na árvore #1, aquela em que se procedeu à seleção automática das variáveis a incluir no modelo de análise, com a particularidade de a especialidade de atendimento trocar de lugar com a do destino.

Modelo	Taxa de erro
HP Forest	0.298487
HP Neural	0.298858
HP SVM	0.315154
Gradient Boosting	0.341845

Tabela 9 – Taxa de erro associado aos algoritmos utilizados

O algoritmo do *random forest* apresenta, por um valor residual, uma taxa de erro inferior às redes neuronais. Por outro lado, o *gradient Boosting*, sendo uma subespécie de árvore de decisão, apresenta o pior resultado, isto é, a taxa de erro mais elevada.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Com o presente trabalho constata-se que as árvores de decisão são das técnicas de DM mais utilizadas, já que se caracterizam por serem de implementação e compreensão simples (Quinlan, 1986) (Lewis, 2000). Porém, como qualquer algoritmo, estas apresentam também algumas desvantagens, como não havendo garantia que a árvore final seja ótima (Hyafil, et. al., 1976) (Murthy, 1998) já que o algoritmo toma a decisão ótima para cada ramo e, em modelos com dados que incluam variáveis categóricas com diferentes níveis, haver tendência para dar mais ênfase ao ganho das variáveis com mais nível de detalhe (Deng, 2011).

Deste modo foi possível conhecer, através de uma base de dados composta por variáveis essencialmente nominais e com elevado número de categorias admissíveis, qual ou quais destas fazem a diferença para o resultado, isto é, quais se constituem como elementos determinantes à classificação dos episódios de falsas urgências.

Com este propósito foram construídas 3 árvores de decisão, sendo que a que melhor resultado apresentou foi aquela que auto selecionou as variáveis durante a modelação dos dados, tendo revelado melhor performance que a construída com base na análise da correlação das variáveis e a baseada na experiência empírica de pessoas ligadas à gestão hospitalar. De facto, a árvore automaticamente construída com uma taxa de erro de 0,30316, inferior às outras duas elaboradas através do conhecimento e experiência humana, não se encontra muito distante da apresentada pela técnica *random forest* (0,298487), algoritmo com melhor desempenho de todas e melhor que o *gradient boost* ou o *support vector machine*.

O facto de se concluir que o algoritmo *random forest* apresenta melhor a melhor performance, já que apresenta a menor taxa de erro (0.298487) em relação a outros algoritmos, contribui para cimentar ainda mais as potencialidades das árvores de decisão aplicadas à classificação das falsas urgências.

Porém, o trabalho que agora finda sofre de algumas condicionantes. Na verdade, embora exista abundante literatura relacionada com a aplicação de técnica de DM à classificação de fenómenos ocorridos nas urgências em geral (Cameron et al., 2013) (Esteban et al., 2015) (Sun et al., (2011) (Wang et al., (2015) e em alguns tipos de falsas urgências, mas apenas considerando estas como passagem para outras situações como o internamento (Liu et al., 2018), não se encontrou nenhum que visasse o objeto concreto aqui em análise, isto é, aplicação de processos de DM na classificação das falsas urgências. Assim, verificamos que os processos desta disciplina na área da saúde têm privilegiado o aspeto clínico (Rojas et al.,

2016), em detrimento das áreas organizacionais, embora se antevêja que estas possam, igualmente, beneficiar desta disciplina, nomeadamente tornando os serviços de urgência mais eficientes e seguros (Ceglowski et al., 2005) (Bellazzi et al., 2008) (Liu et al., 2018) (Graham et al., 2018).

Por causa da ausência de estudos similares, e em face dos resultados alcançados não é possível determinar se a taxa de erro e o seu impacto na “accuracy”, sensibilidade e especificidade se encontra dentro dos valores apresentados noutros estudos. Porém, em determinados contextos, como é o caso da saúde, pode-se sempre afirmar que qualquer taxa de erro pode comprometer o bem jurídico mais importante da sociedade – a vida, sobretudo se associado a valores baixos de especificidade, isto é, é a capacidade do teste em detetar os verdadeiros negativos, ao não ser capaz de diagnosticar corretamente os indivíduos sadios pode ter consequências não toleráveis.

A árvore de decisão construída com recurso à autosseleção das variáveis apresenta uma acurácia de 69,9%, uma sensibilidade de 70,3% e uma especificidade de 69,5%. Já a *random forest*, apresenta para as mesmas medidas os seguintes valores 70,5%, 69,0% e 72,0%. Refira-se que Wang et al. (2015) num estudo relacionado com a previsão das admissões às urgências através de diferentes algoritmos constatou que acurácia com menor valor foi atingida por via do *fuzzy min-max neural* (74%) a sensibilidade com o *Adaboost* (70%) e a especificidade, novamente com o *fuzzy min-max neural* (70%), tendo o *random forest* neste trabalho atingido uma acurácia de 80,68% e uma sensibilidade de 77,38% e uma especificidade de 81,34%, valores que colocaram este algoritmo entre os que melhor performance atingiu.

Por sua vez, Graham et al, (2018) estima uma “accuracy” de 80,06% para o algoritmo das árvores de decisão, menor do que o atingido pelo gradient boosting com 80,31%, resultado contrário ao atingido no presente trabalho, onde as árvores de decisão apresentam uma performance superior ao observado pelo *gradient boost*.

Benbelkacem et al, (2014) utilizando métodos de data mining para ultrapassar as situações estranguladoras dos serviços de urgência concluem que o SVM, com uma acurácia de 79.9% apresenta a melhor performance, mas as árvores de decisão, através do algoritmo C4.5 apresenta um valor muito similar de performance (79,7%).

Deste modo, os valores de performance atingidos no presente trabalho são, na generalidade, inferiores aos atingidos por estes autores, embora estes não visassem o mesmo objeto de estudo, mas sim apenas ocorrências registadas a partir da admissão do serviço de urgência.

Uma possível razão para este desempenho pode dever-se ao facto de que a decisão de procurar os serviços de urgência constituir uma realidade onde interagem determinantes quer físicos quer mentais quer socioeconómicos (Pines et. al, 2013), ou, ainda políticos -da forma como os serviços de saúde se organizam- (Barros, 2005) (Santana, 2005) e que afetam a performance dos modelos de previsão da procura dos cuidados de saúde (Wiler et al., 2011).

Ora os dados disponibilizados, ao conterem apenas a “visão” administrativa, e ainda assim com ausência de informação socioeconómica pertinente, implica uma abordagem parcelar ao modelo de procura de cuidados de saúde não urgente proposto por Pines et al, (20013). Deste modo, os resultados alcançados devem ser vistos como parcelares. Já Graham et al. (2018) assinala a necessidade de complementar os dados administrativos com outros como modo de melhorar a performance do método.

Pese embora tal circunstancialismo, os resultados alcançados permitem, no caso concreto, desmistificar algumas ideias alicerçadas na experiência empírica com que, normalmente se procura explicar o fenómeno das falsas urgências, sobretudo no domínio da época do ano de maior procura ou ainda pela facilidade em realizar MCDT. Com efeito, no presente caso estes não são fatores determinantes para a sua ocorrência.

Por outro lado, as variáveis determinadas como mais importantes, a começar pelo fluxograma resulta do processo de classificação operado pela triagem de Manchester, pelo que pode ser visto como uma situação que, só se conhecendo à posteriori, dificilmente pode constituir uma peça para uma classificação prévia destes episódios. Porém, cabe esclarecer que os fluxogramas utilizados neste no sistema de triagem, apesar de não visarem o estabelecimento de diagnósticos (GPTM, 2010), resultam da interação profissional de saúde/doente, pelo que pode funcionar como indicador da queixa que motivou a ida ao serviço de urgência (Oterino et al., 1999) (Lee et al., 2001) (Afilalo et al., 2004) (Sempere-Selva et al., 2001).

Já a especialidade de tratamento, tal como o fluxograma, ao se determinar como uma das variáveis mais importantes para classificar as falsas urgências poder enfermar da mesma situação, ou seja, sendo uma realidade a posteriori da admissão ao serviço de urgência, a sua integração num modelo prévio de classificação das falsas urgências pode ser menorizada pelos mesmos motivos do fluxograma. Porém, pode também ser uma variável indiciadora da necessidade de cuidados de saúde que podem ser prestados ao nível dos CSP (Afilalo et al., 2004) (Carret et al., 2009).

Já em relação à variável destino, como fazendo parte do trio que melhor serve para classificar um episódio como de falsa urgência, tal pode compreender-se como correlacionada com a facilidade de acesso (Carret et al., 2009) (Durand et al., 2011) ou com a forma de referência Coleman et al., (2002) ou também com aspetos de auto-perceção do estado de saúde (Sarver et al., 2002) e da perceção da severidade do seu estado de saúde (Gill, 1996).

Destarte, admitindo que possam emergir potenciais críticas aos resultados aqui alcançados, não devemos menorizar o facto do método mais utilizado para categorizar se um episódio de urgência corresponde a uma falsa urgência, consiste na análise quer prospetiva quer retrospectiva da informação presente no sistema classificador da urgência (Durant et al., 2011).

5. CONCLUSÕES

O trabalho que agora finda procurou aplicar algoritmos de DM a uma realidade que assola qualquer país – a sobrelotação dos serviços de urgência, com todos os inconvenientes que decorrem desta realidade. Esta é um facto constante, pelo que qualquer ação atinente à sua redução teima em produzir resultados. No entanto, dentro dos acessos aos cuidados de saúde através das urgências, devemo-nos centrar naquelas que, através dos sistemas de triagem, são catalogadas como falsas urgências porque são estas as situações que sobrecarregam o serviço de urgência de qualquer hospital.

Por outro lado, atualmente emergem a partir das tecnologias de comunicação e informação novas disciplinas que ambicionam criar conhecimentos, a partir dos dados produzidos e armazenados nos sistemas de informação das organizações.

Foi a partir desta dupla constatação que se procurou aplicar processos de DM ao serviço de urgência de um hospital com o fito de criar regras de classificação da procura dos serviços de urgência em situações não urgentes, de modo a criar um modelo capaz de pré-determinar a que subpopulações pertencem as novas observações.

Para responder a tal desiderato recorreu-se à análise de cerca de 767 mil episódios de urgência, ocorridos durante 5 anos num hospital situado num centro urbano. Atendendo às características dos dados, iminentemente nominais e com elevadas opções de resposta, escolheu-se o algoritmo das árvores de decisão para responder a esse objetivo. Foram assim construídas 3 árvores de decisão com o intuito de verificar qual apresentava a melhor performance, tendo-se concluído que a que auto selecionava as variáveis (#1) superava as outras duas (selecionadas através da análise das correlações ou da experiência empírica) pelo que se conclui que os métodos automáticos superam, neste caso, os auxiliados pela “mão humana”.

A árvore com melhor performance identifica como principais variáveis o fluxograma, o destino e a especialidade de atendimento para classificar uma falsa urgência, porém, apresenta uma taxa de erro de 0,30316, uma “accuracy” de 0,69% e uma sensibilidade de 0,70 e uma especificidade de 0,69, valores que em saúde podem ser problemáticos já que o valor associado à especificidade significa que em 30% das situações classifica-se como falsa, situações que constituem verdadeiras urgências. Certamente para este número contribui o facto de, através da análise de clusters, se ter verificado que estamos em presença de uma

população em que as dissemelhanças são pequenas, isto é, estamos perante uma população muito homogénea.

Enquadrar estes valores em outros estudos para se perceber até que ponto se encontram dentro do aceitável revelou-se problemático já que, embora se tenha encontrado diversos ensaios onde se aplicaram algoritmos de DM aos serviços de urgência, nenhum se debruçou sobre a questão da caracterização das falsas urgências, quando muito partiam destas para prever, por exemplo, a sua eventual admissão ao internamento ou a complicações pós saída do serviço de urgência (Benbelkacem et al, (2014) (Liu et al., 2018).

Por outro lado, quando confrontadas com outros algoritmos, as árvores de decisão, na versão *random forest*, apresenta melhores resultados que a do *gradient boost* ou do *support vector machine* ou ainda as redes neuronais, tal como encontrado por Wang et al. (2015). De facto, este tipo de árvore de decisão, ao apresentar uma taxa de erro de 0.298487, uma “accuracy” de 70,5%, uma sensibilidade de 69,0% e uma especificidade de 72,0%, melhora em todos os aspetos os valores presentes na árvore #1, apresentando o fluxograma, o destino e a especialidade de atendimento como as principais variáveis para classificar uma falsa urgência.

6. LIMITAÇÕES E RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Os resultados aqui alcançados podem ser alvo de crítica porquanto assentam a explicação das falsas urgências com base em variáveis que resultam após admissão ao serviço de urgência, não fazendo parte nem dos fatores causais nem dos de associação, tal como definidos por Pines et al., (2013).

Deste modo, levantam-se várias dúvidas sobre se igual resultado se alcançava no caso de haver outras variáveis quer de caracterização socioeconómica, ou no caso da sua existência, que estas não se encontrem omissas como no presente caso? E qual será o impacto destas na performance do algoritmo escolhido? Será que, atento à dialética procura/oferta em saúde e o seu contexto social específico onde se desenrola essa interação (Santana, 2005), os resultados aqui espelhados se reproduziriam em termos nacionais? Se adicionarmos dados dos CSP a este modelo de análise, manter-se-ão estas mesmas variáveis? Finalmente, qual seria o resultado se a todas estas variáveis se acrescentasse outras relativas às perceções sobre os cuidados de saúde, numa sociedade hospitalocêntrica (Portugal, 2012) como é a nacional? E qual será a performance dos algoritmos se tiverem acesso a tais variáveis, nomeadamente das árvores de decisão, sabendo de antemão que uma das suas desvantagens diz respeito ao facto de que variações, ainda que pequenas, nos dados podem gerar grandes variações nos resultados (Loh, 2014).

Como se pode antever, classificar uma urgência como falsa implica a reunião de vários factores, tanto causais como de associação (Pines, et al., 2013). Porém, em face da ausência de alguns destes dados, a classificação de uma falsa urgência tem-se socorrido, essencialmente, à informação contida nos sistemas de triagem hospitalar existentes nos serviços de urgência (Durant et al., 2011).

7. BIBLIOGRAFIA

- Afilalo, J, Marinovich A, Afilalo M, Colacone A, Leger R, Unger B, Giguere C. (2004). Nonurgent emergency department patient characteristics and barriers to primary care. *Acad Emerg Med*, 11(12):1302-1310.
- Agresti, A. (2006). Building and Applying Logistic Regression Models. An Introduction to Categorical Data Analysis, A. Agresti (Ed.). doi:10.1002/9780470114759.ch5
- Baço, F. (2006). *Introdução ao Data Mining*. Lisboa, ISEGI-Universidade Nova de Lisboa
- Backman, A.-S., Blomqvist, P., Lagerlund, M., Carlsson-holm, E., & Adami, J. (2008). Characteristics of non-urgent patients: Cross-sectional study of emergency department and primary care patients. *Scandinavian Journal of Primary Health Care*, 26(3), 181–187. <http://doi.org/10.1080/02813430802095838>
- Baker, C. (2015). Accident and Emergency Statistics, England.
- Barros, P. (2005). *Economia da Saúde: Conceitos e Comportamentos*. Coimbra: Edições Almeida.
- Becker, H.S. (1999). *Métodos de Pesquisa em Ciências Sociais*. São Paulo, SP: Hucitec.
- Benbelkacem, S. & Kadri, Farid & Chaabane, Sondes. (2014). *A data mining-based approach to predict strain situations in hospital emergency department systems.sa*. ISBN 972-40-2658-2
- Benson T. (2002). Why general practitioners use computers and hospital doctors do not--Part 1: incentives. *BMJ (Clinical research ed.)*, 325(7372), 1086–1089. <https://doi.org/10.1136/bmj.325.7372.1086>
- Berchet, C. (2015). Emergency Care Services: Trends, Drivers and Interventions to Manage the Demand”, *OECD Health Working Papers*, N.º83, OECD Publishing, Paris. <http://dx.doi.org/10.1787/5jrts344crns-en>
- Bianco A, Pileggi C, Angelillo IF. (2003). Non-urgent visits to a hospital emergency department in Italy. *Public Health*, 117(4):250-255
- Boyle, J., Le Padellec, R., Ireland, D. (2010). Statewide Validation of a Patient Admissions Prediction Tool. *Conference proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference.
- Boyle J, Jessup M, Crilly J, et al. (2012) Predicting emergency department admissions *Emergency Medicine Journal*;29:358-365.
- Bramer, M. (2007). *Principles of data mining*. Springer, London.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees*. Wadsworth.

- Bruni ML, Mammi I, Ugolini Ch. (2014). *Does the extension of primary care practice opening hours reduce the use of emergency services?* Department of Economics, University of Bologna.
- Calegari, Rafael & Fogliatto, Flavio & Lucini, Filipe & Neyeloff, Jeruza & Kuchenbecker, Ricardo & Schaan, Beatriz. (2016). Forecasting Daily Volume and Acuity of Patients in the Emergency Department. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*. 1-8. 10.1155/2016/3863268.
- Cameron, A., Rodgers, K., Ireland, A., Jamdar, R. & McKay, G. (2013). A simple tool to predict admission at the time of triage, *Emerg. Med. J.*, vol. 32, no. 3, pp. 174_179, doi: 10.1136/emmermed-2013-203200
- Campos, A. C. e Ramos, F. (2005). Contas e ganhos na saúde em Portugal. In desafios de Portugal, *Seminários da Presidência da República*, Casa das Letras, Lisboa.
- Campos, L. (2014) *Plano Nacional de Saúde 2012-2016, Roteiro de Intervenção em Cuidados de Emergência e Urgência*, novembro, DGS.
- Carret ML, Fassa A, Domingues M. (2009). Inappropriate use of emergency services: a systematic review of prevalence and associated factors. *Cadernos Saúde Publica*, 25, 7–28.
- Carret M, Fassa A, Kawachi I. (2007). Demand for emergency health service: factors associated with inappropriate use. *BMC Health Services Research*; 7:131.
- Ceglowski, L. C., J. Wassertheil. (2005). Knowledge discovery through mining emergency department data, *Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, IEEE.
- Chye, H., G. Tan. (2005). Data mining applications in healthcare, *Journal of Healthcare Information Management*, vol. 9.
- Cortes, C and Vapnik, V (1995). Support-Vector Networks, *Machine Learning*, vol. 20, pp. 273-297.
- Cunha, M. B. – *Hiper utilizadores das Urgências: Um estudo no Centro Hospitalar Cova da Beira. Covilhã*: Universidade da Beira Interior, Ciências da Saúde, 2011. Tese para a obtenção do Grau de Mestre em Medicina.
- Derlet, RW. & Richards, JR. (2000). Overcrowding in the Nation's emergency departments: complex causes and disturbing effects. *Ann Emerg Med*, 35(1):63–68. doi: 10.1016/S0196-0644(00)70105-3.
- Durand AC et al., (2011). ED patients: how nonurgent are they? Systematic review of the emergency medicine literature. *Am J Emerg Med*. Mar, 29(3):333–345.
- Esteban, C., Arostegui, I., Garcia-Gutierrez, S., Gonzalez, N., Lafuente, I., Bare, M., Fernandez de Larrea, N., Rivas, F., Quintana, J. M., Iryss-Copd Group (2015). A decision tree to assess short-term mortality after an emergency department visit for an exacerbation of COPD: a cohort study. *Respiratory research*, 16, 151. doi:10.1186/s12931-015-0313-4

- Fayyad, u. M.; Piatetsky-Shapiro, g.; Smyth, p.; Uthurusamy, r. (1996) *Advances in Knowledge Discovery & Data Mining*. 1 ed. American Association for Artificial Intelligence, Menlo Park, Califórnia, 611 folhas.
- Finn JC, Flicker L, Mackenzie E, Jacobs IG, Fatovich DM, Drummond S, et al. (2006). Interface between residential aged care facilities and a teaching hospital emergency department in Western Australia. *Med J Aust*; 184:432-5.
- Fonseca, J. (1994). *Indução de árvores de decisão*. Tese de Mestrado, Lisboa.
- Gill JM, Riley AW. (1996). Nonurgent use of hospital emergency departments: urgency from the patient's perspective. *J Fam Pract*; 42:491-6.
- Gomes, M. (2013). *O perfil do utilizador abusivo dos serviços de urgência portugueses: Um estudo no Hospital de São João.*, Porto: Instituto Politécnico do Porto. Dissertação de Mestrado.
- Goto, Y., Maeda, T., & Goto, Y. (2013). Decision-tree model for predicting outcomes after out-of-hospital cardiac arrest in the emergency department. *Critical care* (London, England), 17(4), R133. doi:10.1186/cc12812
- Graham, Byron & Bond, Raymond & Quinn, Michael & Mulvenna, Maurice. (2018). *Using Data Mining to Predict Hospital Admissions From the Emergency Department*. IEEE Access. 6. 1-1. 10.1109/ACCESS.2018.2808843.
- Graunt, J., & Willcox, W. F. (1939). *Natural and political observations made upon the bills of mortality*. Baltimore: Johns Hopkins Press.
- Grupo Português de Triagem. (2001). *Declaração de princípios*. Grupo Português de Triagem de Prioridades na Urgência.
- Grupo Português de Triagem de Manchester. (2010). Triagem no Serviço de Urgência, (2.ª edição), publ. sob licença da Blackwell Publishing Lt, dOxford, Edição Grupo Português de Triagem, ISBN 978-989-96652-0-0.
- Han, J. (2001). *Data Mining: Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA.
- Han, J., Kamber M. (2006). *Data Mining, Concepts and Techniques*, Morgan Kaufmann Publishers, 67,120.
- Harding, A. e Preker, A.(2001). *Innovations in health care delivery: organizational reforms within the public sector*: Washington.
- Harris Interactive. (2005). *Emergency Department Utilization in California*: Survey of Consumer Data and Physician Data.
- Hong, W. S., Haimovich, A. D., & Taylor, R. A. (2018). Predicting hospital admission at emergency department triage using machine learning. *PloS one*, 13(7), e0201016. doi:10.1371/journal.pone.0201016

- Honigman, L. S., Wiler, J. L., Rooks, S., & Ginde, A. A. (2013). National Study of Non-urgent Emergency Department Visits and Associated Resource Utilization. *Western Journal of Emergency Medicine*, 14(6), 609–616. <http://doi.org/10.5811/westjem.2013.5.16112>
- Hu, Z., Jin, B., Shin, A. Y., Zhu, C., Zhao, Y., Hao, S., Zheng, L., Fu, C., Wen, Q., Ji, J., Li, Z., Wang, Y., Zheng, X., Dai, D., Culver, D. S., Alfreds, S. T., Rogow, T., Stearns, F., Sylvester, K. G., Widen, E., ... Ling, X. B. (2015). Real-time web-based assessment of total population risk of future emergency department utilization: statewide prospective active case finding study. *Interactive journal of medical research*, 4(1), e2. <https://doi.org/10.2196/ijmr.4022>
- Jain, A.K. (2010) Data clustering: 50 years beyond *k-means*. *Pattern Recognition Letters*, 31 (8): 651-666.
- Jiang, F., Jiang, Y., Zhi, H., Dong, Y., Li, H., Ma, S., Wang, Y., Dong, Q., Shen, H., & Wang, Y. (2017). Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke and vascular neurology*, 2(4), 230–243. <https://doi.org/10.1136/svn-2017-000101>
- Karatzoglou, A and Meyer, D and Hornik, K 2006, —Support Vector Machines in R, in *Journal of Statistical Software*, vol. 15, no. 9, pp. 1-28.
- LaMantia, M. A. et al., (2010). Predicting hospital admission and returns to the emergency department for elderly patients, *Acad. Emerg. Med.*, vol. 17, no. 3, pp. 252_259, doi: [10.1111/j.1553-2712.2009.00675.x](https://doi.org/10.1111/j.1553-2712.2009.00675.x)
- Lavrac, N. (1999). Selected techniques for data mining in medicine, *Artificial Intelligence in Medicine*, vol.16, 3-23.
- Lee A, Lau FL, Hazelett CB, Kam CW, Wong P, Wong TW, et al. (2001). Morbidity patterns of non-urgent patients attending accident and emergency departments in Hong Kong: cross-sectional study. *Hong Kong Med J*; 7:131-8.
- Liu, N., Zhang, Z., Wah Ho, A., & Hock Ong, M. (2018). Artificial intelligence in emergency medicine. *Journal Of Emergency And Critical Care Medicine*. <http://jeccm.amegroups.com/article/view/4700>.
- Loh, W.-Y. (2014) Fifty Years of Classification and Regression Trees, *International Statistical Review*, 82, pages 329– 348, doi: 10.1111/insr.12016.
- Lucini, F.R., Fogliatto, F.S., Silveira, G.J., Neyeloff, J., Anzanello, M.J., Kuchenbecker, R.D., & Schaan, B.D. (2017). Text mining approach to predict hospital admissions using early medical records from the emergency department. *International journal of medical informatics*, 100, 1-8.
- Matias, A. (1995). *O Mercado de Cuidados de Saúde*, Lisboa: Associação Portuguesa de Economia da Saúde.
- M. Xu, T. C. Wong, and K. S. Chin. (2013). Modeling daily patient arrivals at Emergency Department and quantifying the relative importance of contributing variables using artificial neural network. *Decison. Support Systems*. 54, 3, 1488-1498. DOI=<http://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2012.12.019>

- Ng, C.-J., Liao, P.-J., Chang, Y.-C., Kuan, J.-T., Chen, J.-C., & Hsu, K.-H. (2016). Predictive factors for hospitalization of nonurgent patients in the emergency department. *Medicine*, 95(26), e4053. <http://doi.org/10.1097/MD.0000000000004053>
- Oktay C, Cete Y, Eray O, Pekdemir M, Gunerli A. (2003). Appropriateness of emergency department visits in a Turkish university hospital. *Croat Med Jornal*, 44(5):585-591.
- Oliveira, T. A. (2004). *Estatística Aplicada*, Universidade Aberta.
- Padgett, D. K., Brodsky, B. (1992). Psychosocial factors influencing non-urgent use of the emergency room: a review of the literature and recommendations for research and improved service delivery. *Social science & medicine*, 35(9), 1189-1197.
- Pang-Ning Tan, Michael Steinbach e Vipin Kumar. (2005). Introduction to Data Mining. *Journal of School Psychology*, 19.
- Peck, J. S., Benneyan, J. C., Nightingale, D. J. and Gaehde, S. A. (2012). Predicting Emergency Department Inpatient Admissions to Improve Same-day Patient Flow. *Academic Emergency Medicine*, 19: E1045-E1054. doi:10.1111/j.1553-2712.2012.01435.
- Pereira S, Oliveira e Silva A, Quintas M, Almeida J, Marujo C, Pizarro M, Angelico V, Fonseca L, Loureiro E, Barroso S, Machado A, Soares M, da Costa AB, de Freitas AF. (2001). Appropriateness of emergency department visits in a Portuguese university hospital. *Ann Emerg Med*, 37, 580–586.
- Poole, S., Grannis, S., & Shah, N. H. (2016). Predicting Emergency Department Visits. *AMIA Summits on Translational Science Proceedings*, 2016, 438–445.
- Porter, M., Teisberg, E. O. (2003). *Redefining health care: creating value-based competition on results*. Boston: Harvard Business School Press, ISBN 1-59139-778-2.
- Portugal (2012). *Estudo para a carta hospitalar - especialidades de medicina interna, cirurgia geral, neurologia, pediatria, obstetrícia e infeciologia*, Entidade Reguladora da Saúde.
- Portugal (2016). *Manual de Standards – Unidades de Urgência e Emergência*, DGS, Departamento da Qualidade na Saúde, 1ª Ed. Setembro.
- Portugal. Ministério da Saúde. (2013). *Programa Nacional de Vigilância da Gripe: relatório da época 2011/2012*: Instituto Nacional de Saúde Doutor Ricardo Jorge IP. -64p.: il. ISBN: 978-972-8643-74-4.
- Portugal. Ministério da Saúde. (2013). *Programa Nacional de Vigilância da Gripe: relatório da época 2012/2013*: Instituto Nacional de Saúde Doutor Ricardo Jorge IP. -64p.: il. ISBN: 978-972-8643-81-2.
- Portugal. Ministério da Saúde. (2015). *Programa Nacional de Vigilância da Gripe: relatório da época 2013/2014*: Instituto Nacional de Saúde Doutor Ricardo Jorge IP. -100p.: il. ISBN 978-989-8794-09-3.
- Portugal. Ministério da Saúde. (2015). *Programa Nacional de Vigilância da Gripe: relatório da época 2014/2015*: Instituto Nacional de Saúde Doutor Ricardo Jorge IP. -93p.: il. ISBN: 978-989-8794-14-7.

- Portugal. Ministério da Saúde. (2016). *Programa Nacional de Vigilância da Gripe: relatório da época 2015/2016*: Instituto Nacional de Saúde Doutor Ricardo Jorge IP. -100p.: il. ISBN: 978-989-8794-25-3.
- Portugal. Ministério da Saúde. (2017). *Programa Nacional de Vigilância da Gripe: relatório da época 2016/2017*: Instituto Nacional de Saúde Doutor Ricardo Jorge IP. -100p.: il. ISBN: 978-989-8794-40-6.
- Portugal. Ministério da Saúde. (2012). *Reavaliação da Rede Nacional de Emergência e Urgência*. Comissão para a Reavaliação da Rede Nacional de Emergência e Urgência, DGS.
- Portugal. (2017). *Termos de Referência para contratualização de cuidados de saúde no SNS para 2018*, Ed. ACSS, IP, novembro.
- Quinlan, J (1986). Introduction of Decision Trees, Machine learning, vol. 1, no. 1, pp. 81-106.
- Quinlan, J. R. (1993). C4.5: programs for machine learning. *Morgan Kaufmann Publishers Inc.*, San Francisco, CA, USA.
- Rojas E., Munoz-Gama J., Sepúlveda M., Capurro D. (2016). Process mining in healthcare: A literature review, *Journal of Biomedical Informatics*, 61, 224–236.
- Sakellarides, C. (2006). *De Alma a Harry – Crónica da Democratização da Saúde*: Ed. Almedina.
- Santana, P. (2005). *Geografias da Saúde e do Desenvolvimento. Evolução e Tendências em Portugal*. ed. 1, ISBN: 972-40-2490-3. Coimbra: Ed. Almedina.
- Sarver JH, Cydulka RK, Baker DW. (2002). Usual source of care and nonurgent emergency department use. *Acad Emerg Med*. Sep; 9(9):916–923.
- Scholkopf, B and Smola, A and Williamson, R and Bartlett, P (2000). New Support Vector Algorithms, *Neural Computation*, vol. 12, pp. 1207–1245.
- Schull MJ, Mamdani MM, Fang J. (2005). Influenza and emergency department utilization by elders. *Academic Emergency Medicine*, 12, 338-344.
- Sempere-Selva T, Peiró S, Sendra-Pina P, Martinez- Espin C, Lopez-Aguilera I. (2001). Inappropriate use of an accident and emergency department: magnitude, associated factors, and reasons: an approach with explicit criteria. *Ann Emerg Med*; 37:568-79.
- Spencer S. Jones, R. Scott Evans, Todd L. Allen, Alun Thomas, Peter J. Haug, Shari J. Welch, Gregory L. Snow. (2009). A multivariate time series approach to modeling and forecasting demand in the emergency department, *Journal of Biomedical Informatics*, Volume 42,123-139, ISSN 1532-0464, <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2008.05.003>.
- Stolba N., Tjoa, M. (2007). The Relevance of Data Warehousing and Data Mining in the Field of Evidence-based Medicine to Support Healthcare Decision Making - World Academy of Science, *Engineering and Technology International Journal of Health and Medical Engineering* Vol:1, No:11.

- Sun, Y., & Heng, Bee & Tay, Seow-Yian & Seow, Eillyne. (2009). Forecasting daily attendances at an emergency department to aid resource planning. *BMC emergency medicine*, 9, 1. 10.1186/1471-227X-9-1.
- Sun, Y., Heng, B. H., Tay, S. Y. and Seow, E. (2011). Predicting Hospital Admissions at Emergency Department Triage Using Routine Administrative Data. *Academic Emergency Medicine*, 18: 844-850. doi:[10.1111/j.1553-2712.2011.01125.x](https://doi.org/10.1111/j.1553-2712.2011.01125.x)
- Tan, P.-N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2005). *Introduction to Data Mining*, (First Edition). Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston,
- Tufte, E. (1997) *Visual and statistical thinking displays pf evidence for making decisions*: Graphics Press: LCC, 3º Edit.
- Unwin, M., Crisp, E., Rigby, S., & Kinsman, L. (2018). Investigating the referral of patients with non-urgent conditions to a regional Australian emergency department: a study protocol. *BMC health services research*, 18(1), 647. doi:10.1186/s12913-018-3411-4.
- Uscher-Pines, L., Pines, J., Kellermann, A., Gillen, E., & Mehrotra, A. (2013). Deciding to Visit the Emergency Department for Non-Urgent Conditions: A Systematic Review of the Literature. *The American Journal of Managed Care*, 19(1), 47–59.
- Wang, J. *et al.* (2015). Patient admission prediction using a pruned fuzzy minmax neural network with rule extraction, *Neural Comput. Appl.*, vol. 26, no. 2, pp. 277_289, doi: [10.1007/s00521-014-1631-z](https://doi.org/10.1007/s00521-014-1631-z).
- Williams RM. (1996). The costs of visits to emergency departments. *New England Journal of Medicine*, 334, 642-646.
- Yin, R. K. (2010). Estudo de caso: planejamento e métodos / Robert K.Yin; tradução Ana Thorell;revisão técnica Cláudio Damascena, - 4. ed. – Porto Alegre; Bookman, 248 p.
- Zupan, B., Lavrac, N., Keravnou, E. (1999). Data mining techniques and applications in medicine. *Artificial Intelligence in Medicine* 16, pp. 1.

Legislação:

Despacho do Ministério da Saúde DR, II série, n.º 14, de 17 de janeiro de 1995;
 Despacho 17736/2006, de 31 de agosto;
 Despacho 18459/2006, de 12 de setembro;
 Despacho 727/2007, de 15 de janeiro;
 Despacho n.º 5414/2008 de 28 de fevereiro;
 Despacho 13377/2011, de 6 de outubro;
 Despacho n.º 10319/2014, de 11 de agosto;
 Portaria n.º 82/2014, de 10 de abril;
 Despacho n.º 1057/2015, de 2 de fevereiro;
 Despacho n.º 13427/2015, de 15 de novembro
 Despacho n.º 10438/2016, de 8 de agosto

Outras

Norma DGS n.º 002/2015

8. ANEXOS

ANEXO I – variáveis presentes na informação fornecida pelo CHLC, EPE

Variáveis	Exemplo	Descrição
EPISODIO_SONHO	12052788	Número sequencial do registo
DATA_ADMISSAO_URG	11/03/2012	Dia, mês e ano do registo da ocorrência
DIA_ADMISSAO_SEMANA_URG	dom	Designação do dia de semana da ocorrência
HORA_ADMISSAO_URG	03:25:29	Hora do registo da ocorrência
CAUSA	DOENÇA	Motivo apresentado para a deslocação ao serviço
PROVENIENCIA	Exterior	Designação da proveniência
TEMPO_ESPERA_TRIAGEM	00:02:00	Indicação do tempo de espera até ser submetido ao processo de triagem
PRIORIDADE	2 Laranja	Prioridade atribuída pela triagem
DURACAO_PROC_TRIAGEM	00:04:00	Indicação do tempo de utilizado no processo de triagem
FLUXOGRAMA	DOR TORÁCICA	Indicação do fluxograma seguido pelo enfermeiro para categorizar o episódio no sistema de triagem de manchester
HORA_ATENDIMENTO_ESPECIALIDADE	0,14755787	Indicação da hora de atendimento pelo médico especialista
ESPEC_ATENDIMENTO	UG Medicina Interna	Designação da especialidade médica de atendimento
SINTOMAS	OUTROS	Descrição de sintomas
COD_DIAGNOSTICO	8730	Código do diagnóstico efetuado
DIAGNOSTICO	REACCIONES ADVERSAS	Descrição do diagnóstico efetuado
DATA_SAIDA	40979	Dia, mês e ano em do registo da saída do serviço de urgência
HORA_SAIDA	0,433333333	Hora do registo da saída do serviço de urgência
DESTINO	SERVICO DE INTERNAMENTO	Designação do destino pós ocorrência
HORAS_PERMANENCIA	0,290277778	N.º de horas de permanência no serviço
COD_EFR	935601	Código da entidade financeira responsável pelo pagamento do episódio de urgência
EFR	SERVICO NACIONAL DE SAUDE	Designação da entidade financeira responsável
SEXO	M	Designação do sexo (Mulher (M) ou Homem (H))
IDADE_ADMISSAO	87	Indicação da idade ao dia de admissão
NACIONALIDADE	PORTUGAL	Referência à nacionalidade
PROFISSAO	EMPREGADO DE BALCAO	Indicação da profissão do utente
HABILITACAO	LICENCIATURA	Indicação do nível de habilitações
ESTADO_CRONICO	DIABETICOS-DL 54/92	Indicação de patologias crónicas existentes
ESTADO_CIVIL	SOLTEIRO	Indicação do estado civil
DISTRITO	Lisboa	Referencia ao distrito de residência
CONCELHO	Lisboa	Referencia ao concelho de residência
FREGUESIA	São Vicente	Referencia à freguesia de residência
Variáveis <i>dummy</i> construídas		
PERIODO_ADMISSAO_HORA	00:00-07:59	expressa o período horário em que se deu a admissão ao serviço de urgência
MES_ADMISSAO	mar.	indica o mês de admissão ao serviço de urgência
PERIODO_EPIDEMICO_GRIPE	1	indica o período epidémico gripal.
REALIZACAO_MCDTS	1	indica se o episódio de urgência deu origem à realização de exames complementares de diagnóstico e terapêutica (MCDT)

ANEXO II – análise descritiva das falsas urgências

Variáveis	Frequência	%
Sexo		
M	144 202	55,5
H	115 605	44,5
Nacionalidade		
Portugal	238 032	91,6
Cplp	9 738	3,7
Outra	7 653	2,9
Ue	4 384	1,7
Concelho		
Lisboa	216 401	83,3
Loures	43 406	16,7
Freguesia		
Marvila	36 991	14,2
Arroios	32 658	12,6
Olivais	29 688	11,4
Penha de França	26 895	10,4
Santa Iria Azoia/Sao Joao da Talha e Bobadela	21 926	8,4
Santa Maria Maior	15 640	6,0
São Vicente	13 972	5,4
Beato	13 255	5,1
Sacavém e Prior Velho	12 095	4,7
Misericórdia	12 013	4,6
Areeiro	10 794	4,2
Estrela	9 489	3,7
Moscavide e Portela	9 385	3,6
Santo António	8 944	3,4
Campo de Ourique	4 825	1,9
Parque das Nações	1 237	0,5
Causa		
Doença	223 444	86,0
Acidente pessoal/outro	15 234	5,9
Acidente pessoal/queda	12 639	4,9
Acidente de trabalho	3 698	1,4
Agressão	2 882	1,1
Acidente de viação	975	0,4
Outra	935	0,4
Proveniencia		
Autorreferenciacao	236 637	91,1
Referenciado	12 013	4,6
Transferencia_sns	10 362	4,0
Transferencia_interna	618	0,2
Transferencia_hosp_privados	177	0,1
Entidade Financeira Responsável (EFR)		

Sns	225 676	86,9
Adse-sns	14 615	5,6
Seguro_privado	8 658	3,3
Convencao_ue	3 124	1,2
Outra	3 053	1,2
Adm/sad	2 749	1,1
Convencao_cpdp	1 119	0,4
Srsa-raa	445	0,2
Srsm-ram	368	0,1
Prioridade		
4 Verde	247 290	95,2
5 Azul	7 554	2,9
7 Branco	4 963	1,9
Periodo_admissao_hora		
08:00-13:59	106 151	40,9
14:00-19:59	89 873	34,6
20:00-23:59	36 725	14,1
00:00-07:59	27 058	10,4
Dia_admissao_semana_urg		
seg	42 200	16,2
ter	37 909	14,6
qua	37 005	14,2
qui	36 934	14,2
sex	36 921	14,2
sáb	35 333	13,6
dom	33 505	12,9
Mes_admissao		
jul.	22 919	8,8
mai.	22 494	8,7
jun.	22 320	8,6
ago.	22 294	8,6
mar.	22 194	8,5
out.	21 972	8,5
jan.	21 782	8,4
set.	21 618	8,3
abr.	21 328	8,2
dez.	20 697	8,0
fev.	20 518	7,9
nov.	19 671	7,6
Periodo_epidemico_gripe		
0	217 868	83,9
1	41 939	16,1
Sintomas		
Outros	257 633	99,1
Síndrome gripal	1 987	0,8

Queimadura solar	103	0,0
Gripe A	66	0,0
Enfarte agudo miocárdio com supradesnivelamento st	15	0,0
Desidratação associada à onda de calor	6	0,0
Fluxograma		
Problemas nos membros	42 477	16,3
Indisposição no adulto	31 322	12,1
Problemas oftalmológicos	26 656	10,3
Dor abdominal	16 545	6,4
Dor lombar	13 257	5,1
Outro	12 113	4,7
Problemas de ouvidos	11 763	4,5
Infecções locais e abscessos	10 799	4,2
Problemas urinários	10 105	3,9
Feridas	9 550	3,7
Dor de garganta	9 075	3,5
Dor torácica	8 369	3,2
Dispneia	8 025	3,1
Erupções cutâneas	7 771	3,0
Cefaleia	6 912	2,7
Problemas estomatológicos	4 611	1,8
Queda	4 602	1,8
Corpo estranho	2 960	1,1
Vômitos	2 884	1,1
Doença mental	2 658	1,0
Agressão	2 609	1,0
Dor cervical	2 518	1,0
Embriaguez aparente	2 253	0,9
Diarreia e/ou vômitos	2 251	0,9
Comportamento estranho	2 215	0,9
T.c.e trauma craneo-encefalico	2 189	0,8
Problemas nasais	1 812	0,7
Diarreia	1 506	0,6
Espec_atendimento		
UG Medicina Interna	117 501	45,2
UG Cirurgia Geral	40 341	15,5
UG Ortopedia	35 508	13,7
UG Oftalmologia	28 295	10,9
UG Otorrinolaringologia	17 234	6,6
UG Pequena Cirurgia	6 785	2,6
UG Psiquiatria	5 177	2,0
UG Urologia	4 017	1,5
UG Maxilo Facial	3 408	1,3
Outra	1 541	0,6
Realizacao_mcdts		
0	241 508	93,0

1	18 299	7,0	
Destino			
Exterior_não_referenciado	127 062	48,9	
Referenciado_csp	86 191	33,2	
Referenciado_consulta_externa	28 000	10,8	
Internamento	11 872	4,6	
Transferencia_hospital	6 589	2,5	
Falecido	93	0,0	
	Mínima	Média	Máxima
Idade	18	57	100
HORAS_PERMANENCIA	00:00	03:55	23:59
DURACAO_PROC_TRIAGEM	00:00	00:01	01:04
TEMPO_ESPERA_TRIAGEM	00:00	00:12	23:12

ANEXO III – transformação de variáveis (classes)

variável **IDADE_ADMISSAO**

Nº de *classes*

- 1 menos de 25 anos
- 2 entre 25 até 34 anos
- 3 entre 35 até 44 anos
- 4 entre 45 até 54 anos
- 5 entre 55 até 64 anos
- 6 entre 65 até 74 anos
- 7 mais de 75 anos

variável **HORAS_PERMANENCIA**

Nº de *classes*

- 1 até 00:59:00 minutos
- 2 entre 01:00:00 até 01:59:00 horas
- 3 entre 02:00:00 até 02:59:00 horas
- 4 entre 03:00:00 até 05:59:00 horas
- 5 entre 06:00:00 até 11:59:00 horas
- 6 entre 12:00:00 até 17:59:00 horas
- 7 mais de 18:00 horas

variável **DURACAO_PROC_TRIAGEM**

Nº de *classes*

- 1 até 00:00:59 segundos
- 2 entre 00:01:00 até 00:01:59 minutos
- 3 entre 00:02:00 até 00:15:59 minutos
- 4 mais de 00:16:00 minutos

variável **TEMPO_ESPERA_TRIAGEM**

Nº de *classes*

- 1 até 00:06:59 minutos
- 2 entre 00:07:00 até 00:14:59 minutos
- 3 entre 00:15:00 até 00:29:59 minutos
- 4 entre 00:30:00 até 00:59:59 minutos
- 5 entre 01:00:00 até 05:59:59 horas
- 6 mais de 06:00:00 horas

REP FLUXOGRAMA/REP REALIZACAO MCDTS

Frequency			
Percent			
Row Pct			
Col Pct	01	11	Total
INDISPOSIÇÃO NO	63340	12600	75940
ADULTO	11.83	2.35	14.18
	83.41	16.59	
	13.10	24.29	
PROBLEMAS NOS ME	63649	2083	65732
MBROS	11.89	0.39	12.28
	96.03	3.17	
	13.16	4.02	
PROBLEMAS OPTALM	40243	291	40534
OLÓGICOS	7.52	0.05	7.57
	99.28	0.72	
	8.32	0.56	
OUTRO	32012	5173	37185
	5.98	0.97	6.95
	86.09	13.91	
	6.62	9.97	
DOR ABDOMINAL	28478	6134	34612
	5.32	1.15	6.47
	82.28	17.72	
	5.89	11.83	
DOR TORÁCICA	28193	4971	33164
	5.27	0.93	6.19
	85.01	14.99	
	5.03	9.58	
DISPNEIA	22904	5830	28734
	4.28	1.09	5.37
	79.71	20.29	
	4.74	11.24	
DOR LOMBAR	25613	2213	27826
	4.78	0.41	5.20
	92.05	7.95	
	5.30	4.27	
Total	483489	51866	535355
	90.31	9.69	100.00

Statistics for Table of REP_FLUXOGRAMA by REP_REALIZACAO_MCDTS

Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	27	27297.4497	<.0001
Likelihood Ratio Chi-Square	27	30870.2143	<.0001
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	1835.3789	<.0001
Phi Coefficient		0.2258	
Contingency Coefficient		0.2203	
Cramer's V		0.2258	

REP FLUXOGRAMA/ REP CAUSA

Frequency									
Percent									
Row Pct									
Col Pct	DOENÇA	ACIDENTE	ACIDENTE	ACIDENTE	AGRESSÃO	ACIDENTE	OUTRA	Total	
		PESSOA	PESSOA	DE TRAB		DE VIAÇ			
		/QUEDA	/OUTRO	ALHO		ÃO			
INDISPOSIÇÃO NO ADULTO	73797	872	267	70	59	67	808	75940	
	13.78	0.16	0.05	0.01	0.01	0.01	0.15	14.18	
	97.18	1.15	0.35	0.09	0.08	0.09	1.06		
	16.42	2.68	0.93	0.78	0.89	1.20	24.95		
PROBLEMAS NOS MEMBROS	38524	12384	9960	2912	346	1260	346	65732	
	7.20	2.31	1.86	0.54	0.06	0.24	0.06	12.28	
	58.61	18.84	15.15	4.43	0.53	1.92	0.53		
	8.57	38.03	34.52	32.58	5.24	22.52	10.69		
PROBLEMAS OFTALMOLÓGICOS	35396	174	3468	1182	197	46	71	40534	
	6.61	0.03	0.65	0.22	0.04	0.01	0.01	7.57	
	87.32	0.43	8.56	2.92	0.49	0.11	0.18		
	7.87	0.53	12.02	13.22	2.98	0.82	2.19		
OUTRO	29670	901	2148	601	246	2426	1193	37185	
	5.54	0.17	0.40	0.11	0.05	0.45	0.22	6.95	
	79.79	2.42	5.78	1.62	0.66	6.52	3.21		
	6.60	2.77	7.44	6.72	3.72	43.35	36.84		
DOR ABDOMINAL	34356	92	97	27	10	14	16	34612	
	6.42	0.02	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	6.47	
	99.26	0.27	0.28	0.08	0.03	0.04	0.05		
	7.64	0.28	0.34	0.30	0.15	0.25	0.49		
DOR TORÁCICA	29922	1839	828	182	93	280	20	33164	
	5.59	0.34	0.15	0.03	0.02	0.05	0.00	6.19	
	90.22	5.55	2.50	0.55	0.28	0.84	0.06		
	6.66	5.65	2.87	2.04	1.41	5.00	0.62		
Total	449556	32564	28856	8938	6607	5596	3238	535355	
	83.97	6.08	5.39	1.67	1.23	1.05	0.60	100.00	

Statistics for Table of REP_FLUXOGRAMA by REP_CAUSA

Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	162	504912	<.0001
Likelihood Ratio Chi-Square	162	214276	<.0001
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	680.82951	<.0001
Phi Coefficient		0.97115	
Contingency Coefficient		0.69668	
Cramer's V		0.39647	

Sample Size = 535355

REP_REALIZACAO_MCDTS/REP_DESTINO

Frequency							
Percent							
Row Pct							
Col Pct	EXTERIOR	REFERENC	INTERNA	REFERENC	TRANSFER	FALECIDO	Total
	NÃO_REF	IADO_CSP	ENTO	IADO_CON	ENCIA_HO		
	ERENCIAD			SULTA_EX	SPITAL		
	0			TERNA			
0	206441	154915	48506	49014	23515	1098	483489
	38.56	28.94	9.06	9.16	4.39	0.21	90.31
	42.70	32.04	10.03	10.14	4.86	0.23	
	94.51	89.47	80.08	92.94	80.72	82.56	
1	11994	18237	12064	3721	5618	232	51866
	2.24	3.41	2.25	0.70	1.05	0.04	9.69
	23.12	35.16	23.26	7.17	10.83	0.45	
	5.49	10.53	19.92	7.06	19.28	17.44	
Total	218435	173152	60570	52735	29133	1330	535355
	40.80	32.34	11.31	9.85	5.44	0.25	100.00

Statistics for Table of REP_REALIZACAO_MCDTS by REP_DESTINO

Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	5	15357.8913	<.0001
Likelihood Ratio Chi-Square	5	13984.2175	<.0001
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	6786.0938	<.0001
Phi Coefficient		0.1694	
Contingency Coefficient		0.1670	
Cramer's V		0.1694	

REP_FLUXOGRAMA/REP_ESPEC_ATENDIMENTO

Frequency											
Percent											
Row Pct											
Col Pct	UG Medic	UG Cirur	UG Ortop	UG Oftal	UG Otorr	UG Psiqui	UG Urolo	UG Pequ	UG Maxil	OUTRA	Total
	ina Integ	gia Gera	edia	Imologia	linolarin	iatrista	gia	ina Cirur	o Facial		
	ima	il			logologia			igia			
INDISPOSIÇÃO NO ADULTO	70836	2049	74	34	436	515	195	63	485	1253	75940
	13.23	0.38	0.01	0.01	0.08	0.10	0.04	0.01	0.09	0.23	14.18
	93.28	2.70	0.10	0.04	0.57	0.68	0.26	0.08	0.64	1.65	
	28.42	2.19	0.12	0.08	1.87	2.43	1.14	0.55	5.41	15.66	
PROBLEMAS NOS MEMBROS	14837	5482	43964	31	27	9	12	705	21	644	65732
	2.77	1.02	8.21	0.01	0.01	0.00	0.00	0.13	0.00	0.12	12.28
	22.57	8.34	66.88	0.05	0.04	0.01	0.02	1.07	0.03	0.98	
	5.95	5.86	73.31	0.07	0.12	0.04	0.07	6.11	0.23	8.05	
PROBLEMAS OPTALMOLÓGICOS	403	51	29	39918	71	4	4	0	45	9	40534
	0.08	0.01	0.01	7.46	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	7.57
	0.99	0.13	0.07	98.48	0.18	0.01	0.01	0.00	0.11	0.02	
	0.16	0.05	0.05	93.85	0.30	0.02	0.02	0.00	0.50	0.11	
OUTRO	17414	10722	373	360	1296	782	1912	616	1546	2164	37185
	3.25	2.00	0.07	0.07	0.24	0.15	0.36	0.12	0.29	0.40	6.95
	46.83	28.83	1.00	0.97	3.49	2.10	5.14	1.66	4.16	5.82	
	6.99	11.46	0.62	0.85	5.57	3.70	11.22	5.34	17.25	27.04	
DOR ABDOMINAL	11387	22498	17	3	6	10	554	59	15	63	34612
	2.13	4.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.01	0.00	0.01	6.47
	32.90	65.00	0.05	0.01	0.02	0.03	1.60	0.17	0.04	0.18	
	4.57	24.04	0.03	0.01	0.03	0.05	3.25	0.51	0.17	0.79	
DOR TORÁCICA	27658	5248	194	0	5	5	7	12	12	23	33164
	5.17	0.98	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.19
	83.40	15.82	0.58	0.00	0.02	0.02	0.02	0.04	0.04	0.07	
	11.10	5.61	0.32	0.00	0.02	0.02	0.04	0.10	0.13	0.29	
DISPNEIA	28448	129	5	2	113	10	3	1	14	9	28734
	5.31	0.02	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.37
	99.00	0.45	0.02	0.01	0.39	0.03	0.01	0.00	0.05	0.03	
	11.41	0.14	0.01	0.00	0.49	0.05	0.02	0.01	0.16	0.11	
DOR LOMBAR	10758	2412	9356	2	10	3	5208	7	9	61	27826
	2.01	0.45	1.75	0.00	0.00	0.00	0.97	0.00	0.00	0.01	5.20
	38.66	8.67	33.62	0.01	0.04	0.01	18.72	0.03	0.03	0.22	
	4.32	2.58	15.60	0.00	0.04	0.01	30.55	0.06	0.10	0.76	
Total	249273	93586	59966	42535	23282	21161	17047	11539	8963	8003	
	46.56	17.48	11.20	7.95	4.35	3.95	3.18	2.16	1.67	1.49	

Statistics for Table of REP_FLUXOGRAMA by REP_ESPEC_ATENDIMENTO

Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	243	2122526	<.0001
Likelihood Ratio Chi-Square	243	1072902	<.0001
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	17884	<.0001
Phi Coefficient		1.99116	
Contingency Coefficient		0.89363	
Cramer's V		0.66372	

REP_PROVENIENCIA/REP_DESTINO

Frequency							
Percent							
Row Pct							
Col Pct	EXTERIOR	REFERENC	INTERNA	REFERENC	TRANSFER	FALECIDO	Total
	NÃO_REF	IADO_CSP	IENTO	IADO_CON	ENCIA_HO		
	ERENCIAD			SULTA_EX	SPITAL		
	10			TERNA			
<hr/>							
AUTORREFERENCIAC	197628	160810	46028	47311	11407	1260	464444
A0	36.92	30.04	8.60	8.84	2.13	0.24	86.75
	42.55	34.62	9.91	10.19	2.46	0.27	
	90.47	92.87	75.99	89.71	39.15	94.74	
<hr/>							
TRANSFERENCIA_SN	9467	1797	11402	1299	16898	53	40916
S	1.77	0.34	2.13	0.24	3.16	0.01	7.64
	23.14	4.39	27.87	3.17	41.30	0.13	
	4.33	1.04	18.82	2.46	58.00	3.98	
<hr/>							
REFERENCIADO	10589	9839	2264	3827	663	7	27189
	1.98	1.84	0.42	0.71	0.12	0.00	5.08
	38.95	36.19	8.33	14.08	2.44	0.03	
	4.85	5.68	3.74	7.26	2.28	0.53	
<hr/>							
TRANSFERENCIA_IN	572	573	606	233	108	8	2100
TERNA	0.11	0.11	0.11	0.04	0.02	0.00	0.39
	27.24	27.29	28.86	11.10	5.14	0.38	
	0.26	0.33	1.00	0.44	0.37	0.60	
<hr/>							
TRANSFERENCIA_HO	179	133	270	65	57	2	706
SP_PRIVADOS	0.03	0.02	0.05	0.01	0.01	0.00	0.13
	25.35	18.84	38.24	9.21	8.07	0.28	
	0.08	0.08	0.45	0.12	0.20	0.15	
<hr/>							
Total	218435	173152	60570	52735	29133	1330	535355
	40.80	32.34	11.31	9.85	5.44	0.25	100.00

Statistics for Table of REP_PROVENIENCIA by REP_DESTINO

Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	20	133635	<.0001
Likelihood Ratio Chi-Square	20	82068	<.0001
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	12909	<.0001
Phi Coefficient		0.49962	
Contingency Coefficient		0.44694	
Cramer's V		0.24981	

Sample Size = 535355

REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA/REP_REALIZACAO_MCDTS

Frequency			
Percent			
Row Pct			
Col Pct	0	1	Total
<hr/>			
08:00-13:59	175161	19030	194191
	32.72	3.55	36.27
	90.20	9.80	
	36.23	36.69	
<hr/>			
14:00-19:59	168626	17906	186532
	31.50	3.34	34.84
	90.40	9.60	
	34.88	34.52	
<hr/>			
20:00-23:59	79808	8263	88071
	14.91	1.54	16.45
	90.62	9.38	
	16.51	15.93	
<hr/>			
00:00-07:59	59894	6667	66561
	11.19	1.25	12.43
	89.98	10.02	
	12.39	12.85	
<hr/>			
Total	483489	51866	535355
	90.31	9.69	100.00

Statistics for Table of REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA by REP_REALIZACAO_MCDTS

Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	3	22.0541	<.0001
Likelihood Ratio Chi-Square	3	22.0580	<.0001
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	0.0501	0.8228
Phi Coefficient		0.0064	
Contingency Coefficient		0.0064	
Cramer's V		0.0064	

Sample Size = 535355

REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA/REP_PROVENIENCIA

Frequency						
Percent						
Row Pct						
Col Pct	AUTORREF	TRANSFER	REFERENC	TRANSFER	TRANSFER	Total
	ERENCIAC	ENCIA_SN	IADO	ENCIA_IN	ENCIA_HO	
	IA0	IS		TERNA	SP_PRIVA	
				IDOS		
08:00-13:59	177421	6780	8767	1070	153	194191
	33.14	1.27	1.64	0.20	0.03	36.27
	91.36	3.49	4.51	0.55	0.08	
	38.20	16.57	32.24	50.95	21.67	
14:00-19:59	159551	14490	11208	937	346	186532
	29.80	2.71	2.09	0.18	0.06	34.84
	85.54	7.77	6.01	0.50	0.19	
	34.35	35.41	41.22	44.62	49.01	
20:00-23:59	72539	10167	5141	75	149	88071
	13.55	1.90	0.96	0.01	0.03	16.45
	82.36	11.54	5.84	0.09	0.17	
	15.62	24.85	18.91	3.57	21.10	
00:00-07:59	54933	9479	2073	18	58	66561
	10.26	1.77	0.39	0.00	0.01	12.43
	82.53	14.24	3.11	0.03	0.09	
	11.83	23.17	7.62	0.86	8.22	
Total	464444	40916	27189	2100	706	535355
	86.75	7.64	5.08	0.39	0.13	100.00

Statistics for Table of REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA by REP_PROVENIENCIA

Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	12	12535.1739	<.0001
Likelihood Ratio Chi-Square	12	12949.1075	<.0001
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	1510.0345	<.0001
Phi Coefficient		0.1530	
Contingency Coefficient		0.1513	
Cramer's V		0.0883	

Sample Size = 535355

REP_DIA_ADMISSAO_SEMANA_URG/REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA

Frequency					Total
Percent					
Row Pct					
Col Pct	08:00-13:59	14:00-19:59	20:00-23:59	00:00-07:59	
	1:59	1:59	1:59	1:59	
seg	32611	29905	13526	8637	84679
	6.09	5.59	2.53	1.61	15.82
	38.51	35.32	15.97	10.20	
	16.79	16.03	15.36	12.98	
ter	29199	27088	12894	9167	78348
	5.45	5.06	2.41	1.71	14.63
	37.27	34.57	16.46	11.70	
	15.04	14.52	14.64	13.77	
qui	28286	26437	12979	9069	76771
	5.28	4.94	2.42	1.69	14.34
	36.84	34.44	16.91	11.81	
	14.57	14.17	14.74	13.63	
qua	28481	26616	12759	8904	76760
	5.32	4.97	2.38	1.66	14.34
	37.10	34.67	16.62	11.60	
	14.67	14.27	14.49	13.38	
sex	27730	26585	13173	9153	76641
	5.18	4.97	2.46	1.71	14.32
	36.18	34.69	17.19	11.94	
	14.28	14.25	14.96	13.75	
sáb	24761	25883	11898	10798	73340
	4.63	4.83	2.22	2.02	13.70
	33.76	35.29	16.22	14.72	
	12.75	13.88	13.51	16.22	
dom	23123	24018	10842	10833	68816
	4.32	4.49	2.03	2.02	12.85
	33.60	34.90	15.76	15.74	
	11.91	12.88	12.31	16.28	
Total	194191	186532	88071	66561	535355
	36.27	34.84	16.45	12.43	100.00

Statistics for Table of REP_DIA_ADMISSAO_SEMANA_URG by REP_PERIODO_ADMISSAO_HORA

Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	18	1880.1714	<.0001
Likelihood Ratio Chi-Square	18	1843.6101	<.0001
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	1183.6783	<.0001
Phi Coefficient		0.0593	
Contingency Coefficient		0.0592	
Cramer's V		0.0342	

Sample Size = 535355

REP_CAUSA/REP_REALIZACAO_MCDTS

Frequency			
Percent			
Row Pct			
Col Pct		01	11
Total			
DOENÇA	401511	48045	449556
	75.00	8.97	83.97
	89.31	10.69	
	83.04	92.63	
ACIDENTE PESSOAL /QUEDA	30861	1703	32564
	5.76	0.32	6.08
	94.77	5.23	
	6.38	3.28	
ACIDENTE PESSOAL /OUTRO	28084	772	28856
	5.25	0.14	5.39
	97.32	2.68	
	5.81	1.49	
ACIDENTE DE TRAB ALHO	8655	283	8938
	1.62	0.05	1.67
	96.83	3.17	
	1.79	0.55	
AGRESSÃO	6363	244	6607
	1.19	0.05	1.23
	96.31	3.69	
	1.32	0.47	
ACIDENTE DE VIAÇÃO	5062	534	5596
	0.95	0.10	1.05
	90.46	9.54	
	1.05	1.03	
OUTRA	2953	285	3238
	0.55	0.05	0.60
	91.20	8.80	
	0.61	0.55	
Total	483489	51866	535355
	90.31	9.69	100.00

Statistics for Table of REP_CAUSA by REP_REALIZACAO_MCDTS

Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	6	3583.5396	<.0001
Likelihood Ratio Chi-Square	6	4510.1046	<.0001
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	1789.5652	<.0001
Phi Coefficient		0.0818	
Contingency Coefficient		0.0815	
Cramer's V		0.0818	

Sample Size = 535355

REP_NACIONALIDADE/REP_EFR

Frequency										
Percent										
Row Pct										
Col Pct	SMS	ADSE-SMS	SEGURO_P	CONVENCA	OUTRA	ADM/SAD	CONVENCA	SRSA-RAA	SRSN-RAM	Total
		IRIVADO	IO_UE				IO_CPLP			
PORTUGAL	417216	26709	16119	5860	5564	4995	2134	847	671	480115
	77.93	4.99	3.01	1.09	1.04	0.93	0.40	0.16	0.13	89.68
	86.90	5.56	3.36	1.22	1.16	1.04	0.44	0.18	0.14	
	89.72	89.82	88.99	89.34	88.80	89.16	89.40	90.59	91.04	
CPLP	20056	1323	819	288	290	245	97	45	27	23190
	3.75	0.25	0.15	0.05	0.05	0.05	0.02	0.01	0.01	4.33
	86.49	5.71	3.53	1.24	1.25	1.06	0.42	0.19	0.12	
	4.31	4.45	4.52	4.39	4.63	4.37	4.06	4.81	3.66	
OUTRA	14070	874	573	218	208	162	84	23	19	16231
	2.63	0.16	0.11	0.04	0.04	0.03	0.02	0.00	0.00	3.03
	86.69	5.38	3.53	1.34	1.28	1.00	0.52	0.14	0.12	
	3.03	2.94	3.16	3.32	3.32	2.89	3.52	2.46	2.58	
UE	13676	831	603	193	204	200	72	20	20	15819
	2.55	0.16	0.11	0.04	0.04	0.04	0.01	0.00	0.00	2.95
	86.45	5.25	3.81	1.22	1.29	1.26	0.46	0.13	0.13	
	2.94	2.79	3.33	2.94	3.26	3.57	3.02	2.14	2.71	
Total	465018	29737	18114	6559	6266	5602	2387	935	737	535355
	86.86	5.55	3.38	1.23	1.17	1.05	0.45	0.17	0.14	100.00

Statistics for Table of REP_NACIONALIDADE by REP_EFR

Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	24	40.0792	0.0210
Likelihood Ratio Chi-Square	24	39.3786	0.0249
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	7.0291	0.0080
Phi Coefficient		0.0087	
Contingency Coefficient		0.0087	
Cramer's V		0.0050	

Sample Size = 535355

REP_SEXO/REP_CAUSA

Frequency										
Percent										
Row Pct										
Col Pct	DOENÇA	ACIDENTE	ACIDENTE	ACIDENTE	AGRESSÃO	ACIDENTE	OUTRA	Total		
		PESSOAL	PESSOAL	DE TRAB		DE VIAÇ				
		/QUEDA	/OUTRO	ALHO		ÃO				
M	239600	17323	15303	4806	3474	2995	1746	285247		
	44.76	3.24	2.86	0.90	0.65	0.56	0.33	53.28		
	84.00	6.07	5.36	1.68	1.22	1.05	0.61			
	53.30	53.20	53.03	53.77	52.58	53.52	53.92			
H	209956	15241	13553	4132	3133	2601	1492	250108		
	39.22	2.85	2.53	0.77	0.59	0.49	0.28	46.72		
	83.95	6.09	5.42	1.65	1.25	1.04	0.60			
	46.70	46.80	46.97	46.23	47.42	46.48	46.08			
Total	449556	32564	28856	8938	6607	5596	3238	535355		
	83.97	6.08	5.39	1.67	1.23	1.05	0.60	100.00		

Statistics for Table of REP_SEXO by REP_CAUSA			
Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	6	3.6818	0.7196
Likelihood Ratio Chi-Square	6	3.6816	0.7197
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	0.0094	0.9229
Phi Coefficient		0.0026	
Contingency Coefficient		0.0026	
Cramer's V		0.0026	
Sample Size = 535355			

REP_PERIODO_EPIDEMICO_GRIPE/ REP_REALIZACAO_MCDTS

Frequency										
Percent										
Row Pct										
Col Pct	0	1	Total							
	0	410370	37851	448221						
		76.65	7.07	83.72						
		91.56	8.44							
		84.88	72.98							
	1	73119	14015	87134						
		13.66	2.62	16.28						
		83.92	16.08							
		15.12	27.02							
Total	483489	51866	535355							
	90.31	9.69	100.00							

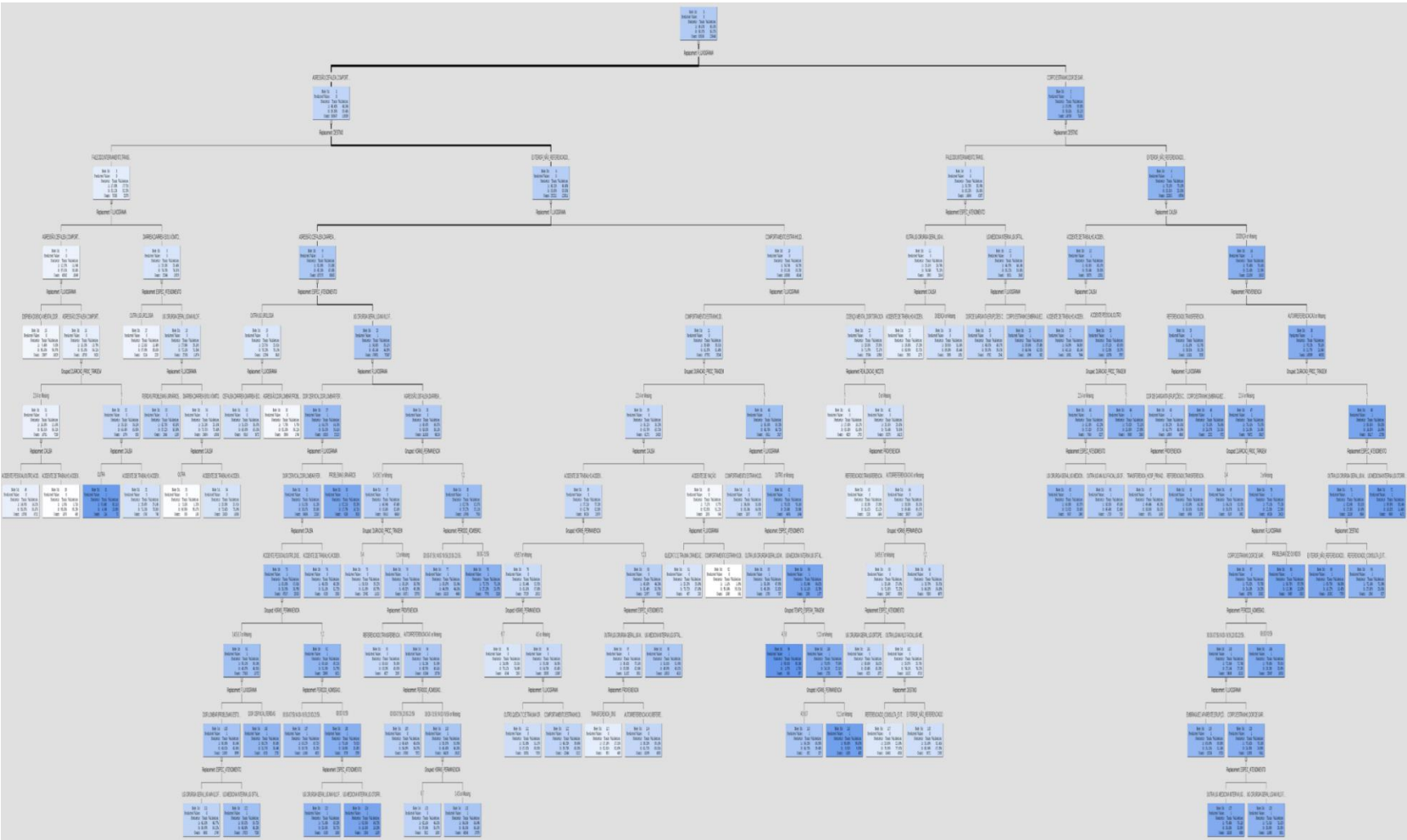
Statistics for Table of REP_PERIODO_EPIDEMICO_GRIPE by REP_REALIZACAO_MCDTS			
Statistic	DF	Value	Prob
Chi-Square	1	4866.3728	<.0001
Likelihood Ratio Chi-Square	1	4291.9084	<.0001
Continuity Adj. Chi-Square	1	4865.4997	<.0001
Mantel-Haenszel Chi-Square	1	4866.3637	<.0001
Phi Coefficient		0.0953	
Contingency Coefficient		0.0949	
Cramer's V		0.0953	

correlação de Spearman.

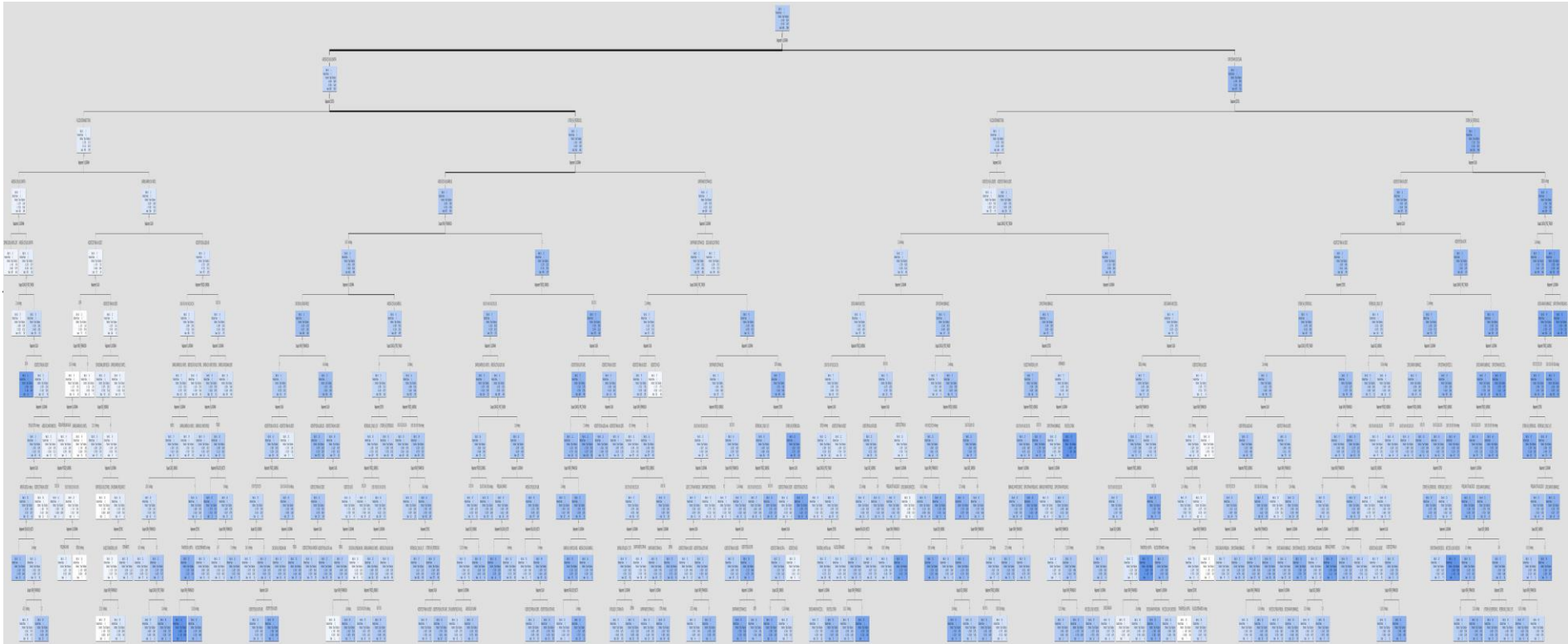
Spearman Correlation Coefficients, N = 535355
 Prob > |r| under H0: Rho=0

	GRP_HORAS_ PERMANENCIA	GRP_DURACAO_ PROC_TRIAGEM	GRP_TEMPO_ ESPERA_ TRIAGEM
GRP_HORAS_PERMANENCIA	1.00000	0.24996	0.04924
Grouped: HORAS_PERMANENCIA		<.0001	<.0001
GRP_DURACAO_PROC_TRIAGEM	0.24996	1.00000	0.00634
Grouped: DURACAO_PROC_TRIAGEM	<.0001		<.0001
GRP_TEMPO_ESPERA_TRIAGEM	0.04924	0.00634	1.00000
Grouped: TEMPO_ESPERA_TRIAGEM	<.0001	<.0001	

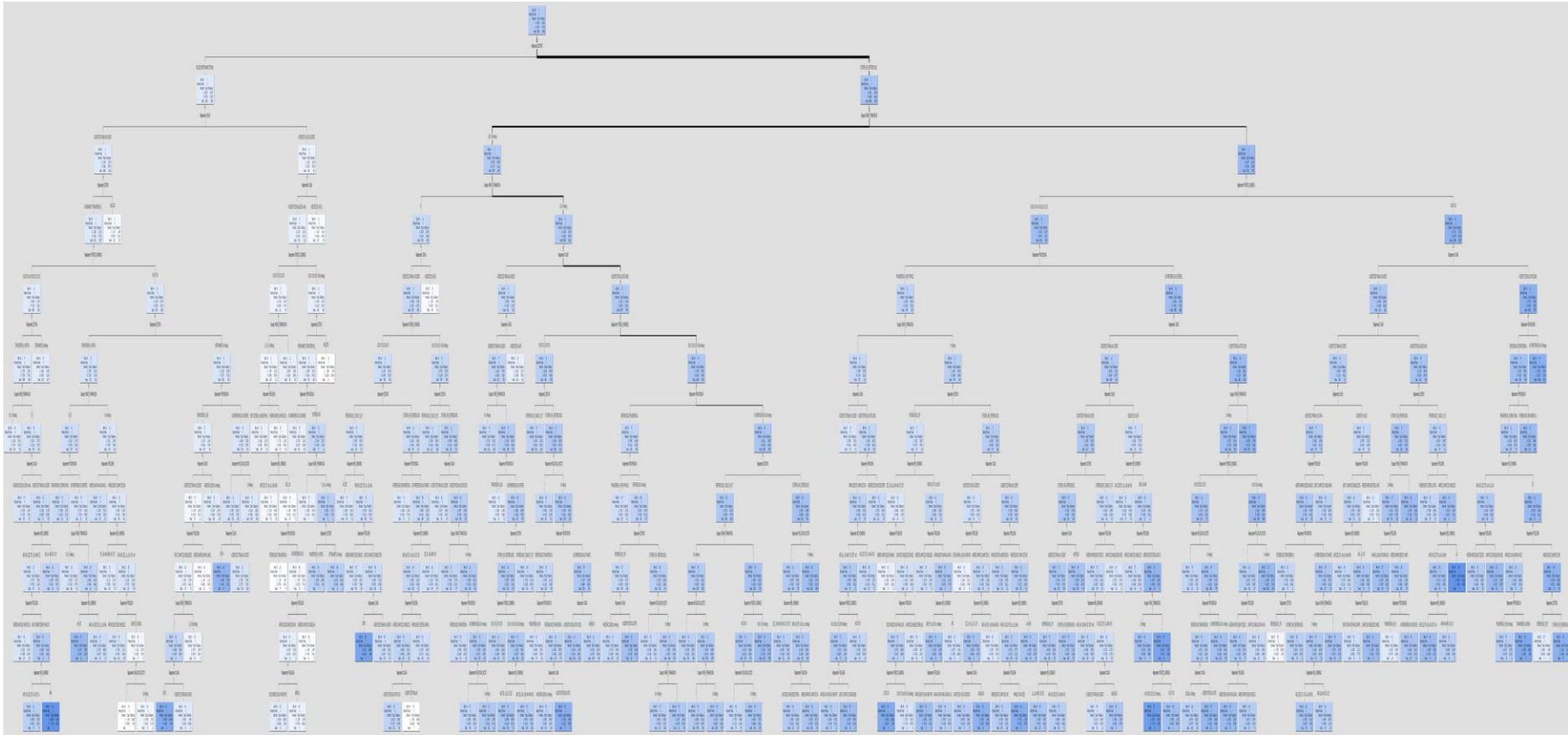
ANEXO V
Árvore de decisão #1



Arvore de decisão #2



Arvore de decisão #3



ANEXO VI – autorização cedência de dados

De: Secretariado CA Margarida Pinto

Enviada: quarta-feira, 3 de Fevereiro de 2016 16:34

Para: 'filipemagalhaes@gmail.com'

Assunto: Autorização de estudo

Exm^o Senhor

Dr. Filipe Magalhães

Em resposta ao pedido de acesso a dados informáticos da urgência para efeitos de realização de trabalho académico conducente à aquisição do grau de mestre da informação, informo que o mesmo está autorizado, conforme documento em anexo.

Com os melhores cumprimentos,

Margarida Pinto

Secretariado do Conselho de Administração



Rua José António Serrano

1150-199 Lisboa

Telefone: 21 884 13 11/Fax: 21 884 10 23

